

UCH-FC.
MAG. - Prof. Méd
T172
C.1



**DETERMINACIÓN DE LA SECUENCIA DE ACTIVACIÓN
MOTORA DURANTE LA MARCHA HUMANA MEDIANTE
ANÁLISIS DE COMPONENTES INDEPENDIENTES EN
SEÑALES ELECTROMIOGRÁFICAS**

Tesis

**Entregada A La
Universidad De Chile
En Cumplimiento Parcial De Los Requisitos
Para Optar Al Grado De**

Magíster en Biofísica Médica

Facultad De Ciencias

Por

Claudio Tapia Malebrán

Enero, 2012

**Director de Tesis
Dr. Juan Carlos Letelier Parga**

FACULTAD DE CIENCIAS
UNIVERSIDAD DE CHILE
INFORME DE APROBACION
TESIS DE MAGÍSTER

Se informa a la Escuela de Postgrado de la Facultad de Ciencias que la Tesis de Magíster presentada por el candidato

Claudio Tapia Malebrán

Ha sido aprobada por la comisión de Evaluación de la tesis como requisito para optar al grado de Magíster en Biofísica Médica, en el examen de Defensa Privada de Tesis rendido el día viernes 23 de Septiembre de 2011.

Director de Tesis:
Dr. Juan Carlos Letelier P.

Co-Director de Tesis
Dr. Jorge Mpodozis

Comisión de Evaluación de la Tesis

Dr. José Roberto Morales

Dr. Julio Alcayaga

Dr. Germán Kremer

Letelier

J. Alcayaga
G. Kremer



Para Emilia, Nicolás y Claudia



Agradecimientos

La eterna gratitud para mi familia,
ellos soportaron y perdonaron mi ausencia.

A mi maestro, muchas gracias, por llevarntarme para que pudiese ver más lejos.

Índice general

1. Introducción	9
2. Objetivos	13
2.1. Objetivo General	13
2.2. Objetivos Específicos	13
3. Marco Teórico	14
3.1. Marcha	14
3.1.1. Control Neural de la Marcha	15
3.1.2. Ciclo de Marcha	17
3.1.3. Parámetros Temporales y Espaciales de la Marcha	19
3.1.4. Técnicas de Análisis de Marcha.	20
3.2. Electromiografía	21
3.2.1. EMG de Superficie	21
3.2.2. Generación y Fuentes de Señales EMGs	21
3.2.3. Factores que Afectan la Señal EMG	22
3.2.4. Interpretación de la Señal	26
3.3. Procesamiento Digital de las Señales de EMG	32
3.3.1. Sistemas y Señales	32
3.3.2. Procesamiento en el Dominio del Tiempo	33

<i>ÍNDICE GENERAL</i>	2
3.4. Análisis de Componentes Principales	36
3.5. Análisis de Componentes Independientes	37
4. Metodología	39
4.1. Diseño	39
4.2. Muestra	39
4.3. Instrumentación	40
4.3.1. Sincronizador	41
4.3.2. Electromiografía	43
4.4. Protocolo de la Prueba de Marcha	44
5. Análisis	47
5.1. Segmentación	52
5.2. Evaluación Punto a Punto	53
5.3. Transformada de Hilbert y Envolvente	55
5.4. Activación Motora	58
5.5. Definición de Perfil Individual	59
5.6. Definición de Perfil de Marcha	60
6. Resultados	62
6.1. Análisis de Componentes Independientes	62
6.2. Patrón de Activación Motora	65
7. Discusión	74
8. Conclusión	79
Bibliografía	81

Índice de figuras

3.1. Representación esquemática del Modelo de Ryback y MacCrea. Los círculos representan poblaciones de interneuronas espinales y los diamantes representan poblaciones de motoneuronas. Las conexiones excitatorias e inhibitorias se muestran por líneas terminadas en puntas de echas y pequeños círculos respectivamente. En el esquema se muestra la arquitectura de dos y tres niveles de CPGs con un generador de ritmos separados (círculos verde oscuro) y una circuitería de formación de patrones en verde claro.	17
4.1. A: Sincronizador; B: Electromiógrafo 8 canales; C: Electromiógrafo 16 canales; D: Tarjeta de adquisición	41
4.2. Sistema de sincronización y sensor de presión utilizado en la generación de impulso unitario para determinación del inicio del ciclo de marcha.	43
4.3. Localización de electrodos en participante del estudio.	44

5.1. Electromiografía de miembro inferior izquierdo de acuerdo a tabla 4.2, las espigas verticales constituyen la señal entregada por el sensor de presión y determina la duración del ciclo de marcha. Aquí se aprecian seis pasos, y cada paso tiene componentes y duración diferente. GMY: gluteo mayor; GMD: gluteo medio; RF: recto femoral; VL: vasto lateral; BF: biceps femoral; TA: tibial anterior; GL: gastrocnemio lateral; SL: sóleo.	49
5.2. Representación gráfica de los componentes independientes de las señales electromiográficas posterior al procesamiento con ICA.	51
5.3. Representación de cada paso durante el ciclo de marcha para el músculo gastrocnemio lateral derecho	54
5.4. Representación promedio de cada paso durante el ciclo de marcha para el músculo gastrocnemio lateral derecho	55
5.5. Envoltorio de la señal obtenida de los músculos tibial anterior derecho e izquierdo	57
5.6. Relación de fase entre músculo tibial anterior derecho (rojo) e izquierdo (azul).	58
5.7. Detección de umbral para la activación motora en la señal promedio de cada paso durante el ciclo de marcha para los músculos tibial anterior derecho (rojo) e izquierdo (azul).	59
5.8. Diagrama de bloques con la estructura utilizada para el análisis de los datos.	61
6.1. Representación de una señal de electromiografía antes (arriba) y después (abajo) de procesar con ICA.	64
6.2. Señales correspondientes a la secuencia de activación motora posterior a un filtrado gaussiano	65

6.3. Relación de fase entre músculos considerados antagonistas en miembro inferior derecho (rojo) e izquierdo (azul). RF: recto femoral; BF: biceps femoral; TA: tibial anterior; GL: gastrocnemio lateral.	67
6.4. Patrón de activación para los músculos de extremidad inferior. Arriba: Secuencia de activación motora según Ivanenko. Abajo: Secuencia de activación motora según Vaughan	68
6.5. Comparación entre los resultados obtenidos en el presente estudio y los de Ivanenko y cols.	69
6.6. Comparación entre los resultados obtenidos en el presente estudio y los de Vaughan y cols.	71
6.7. Perfil de activación motora durante las diferentes etapas de la marcha. El registro corresponde a extremidad inferior izquierda	72

Índice de cuadros

4.1. Características de edad, estatura y peso de la muestra estudiada . . .	40
4.2. Distribución de los canales de acuerdo al posicionamiento en los músculos a estudiar	46
6.1. Descripción de los músculos con actividad de EMG para cada fase de marcha.	73

Resumen

Se propone un nuevo método para la determinación del patrón de activación motora durante la marcha en sujetos sanos, basándose en el uso de análisis de componentes independientes en la señal electromiográfica. Este método permite reconstruir la señal muscular a partir de los componentes independientes de interés.

Se estudió la actividad eléctrica mediante el registro electromiográfico de 16 músculos de ambas extremidades inferiores durante la marcha en 10 mujeres sanas. Las señales obtenidas se procesaron con análisis de componentes principales para luego ser tratadas con análisis de componentes independientes. Esto permitió reconstruir las fuentes de origen de la señal, eliminando los componentes independientes que no fueron considerados de origen muscular. Los datos posteriormente fueron segmentados y normalizados, para posteriormente obtener su envolvente mediante transformada de Hilbert. Finalmente se obtuvo la representación de un ciclo de marcha a partir de todos los registros obtenidos.

Los resultados demuestran que el algoritmo propuesto permite obtener la secuencia de activación motora durante la marcha humana, observando actividad no reportada por otros estudios, la cual se relaciona estrechamente con el comportamiento mecánico durante los desplazamientos de ambas extremidades inferiores. Además este método resultó robusto, pues se evitó el sesgo por pérdida de información debido al rectificado y filtrado pasa bajo que realizan los métodos tradicionales.

Abstract

We propose a new method for determining the pattern of motor activation during walking in healthy subjects, based on processing by independent component analysis of the electromyographic signal captured during the gait. This method allows to reconstruct the muscle signal from the independent components of interest.

Electrical activity was studied by recording electromyographic of 16 muscles of both lower limbs during walking in 10 healthy women. The signals obtained were processed with principal component analysis and then be treated with independent component analysis. This allowed to reconstruct the original source signal, eliminating the independent components that were not considered muscular in origin. The data were then segmented and normalized to subsequently obtain its envelope by Hilbert transform. Finally we obtained the representation of a gait cycle from all the records obtained.

The results show that the proposed algorithm allows to obtain the sequence of motor activation during human walking, we observed activity that other studies do not, which is closely related to the mechanical behavior during the movement of both legs. Furthermore, this method proved robust, since it prevented the loss of information bias due to the rectified and low pass filtering performed by traditional methods.

Capítulo 1

Introducción

El desarrollo de nuevas tecnologías ha permitido grandes avances en el estudio del movimiento humano, los cuales han facilitado la comprensión de los eventos biológicos que subyacen al acto motor. Desde el punto de vista biológico, una correcta concepción del movimiento permite establecer patrones de normalidad y de disfunción, lo que resulta extremadamente relevante en la práctica clínica, pues de este modo se logra mayor precisión en el diagnóstico así como un correcto abordaje en el tratamiento de disfunciones del movimiento.

Un área de especial interés en la investigación del movimiento humano corresponde a la *Marcha*, éste es un proceso de locomoción en el cual el cuerpo humano, en posición erguida, se mueve hacia delante, siendo su peso soportado, alternativamente, por ambas piernas (Winter, 2009). Este proceso normalmente se ha descrito en base al análisis de un solo ciclo, considerándose como tal al periodo de tiempo entre un evento ocurrido en un pie (usualmente el contacto inicial) hasta la nueva ocurrencia del mismo evento en el mismo pie (Vaughan et al., 1999).

La marcha se ha abordado desde múltiples perspectivas, entre otras, neurobiológicas, biomecánicas y médicas, estudiándose tanto en clínica como en laborato-

rios especializados. No obstante, estas visiones rara vez se encuentran, y en escasas oportunidades estos estudios se realizan de manera complementaria. A pesar de lo anterior, actualmente se sugiere que el análisis de laboratorio debería ser utilizado como parte de una evaluación estándar como apoyo al examen clínico de la marcha (Patrick, 2003).

Existen, desde el punto de vista instrumental, muchas herramientas para describir los eventos que ocurren cuando una persona camina. Una de estas herramientas es la electromiografía (EMG), la cual en términos simples consiste en detectar las señales eléctricas provenientes de músculos en contracción para su posterior análisis e interpretación. No obstante, a pesar de lo relevante que resulta el estudio de la marcha, no existe claridad respecto a cuales son los métodos correctos para el procesamiento de las señales relacionadas con la función motora, motivo por el cual, en la práctica, la correcta interpretación de la secuencia de activación motora está determinada por el análisis que realice el investigador, resultando en una evidente dependencia de las competencias que éste posea. En este ámbito, existen múltiples métodos de análisis, los que van desde la simple inspección visual hasta aquellos que utilizan complejos modelos matemáticos para descomponer la señal electromiográfica. Sin embargo la correcta interpretación de las señales biológicas supone además un acabado conocimiento de las bases biológicas que permiten este movimiento. Por ejemplo, el método tradicional de eliminación de ruido en procesamiento de señales electromiográficas implica la pérdida de contenido espectral que es inherente a la señal muscular, impidiendo así su correcto análisis, y generando un sesgo en la interpretación.

El presente estudio propone un nuevo método para el procesamiento de la señal electromiográfica, capturada durante la marcha humana en individuos sanos, para determinar la secuencia de activación motora de las extremidades inferiores. Este mé-

todo se basa en el tratamiento de la señal en estado natural (sin pre-procesamiento) mediante la obtención de componentes independientes. Esto asumiendo que los registros obtenidos pueden reflejar información provenientes de otras fuentes no deseables, como contaminación electromagnética, crosstalk, u otro tipo de artefacto generado durante el registro y que existe independencia estadística entre los diferentes registros.

El aislar los componentes independientes permite obtener las fuentes de origen de la señal y facilitar la determinación de la secuencia temporal de la activación motora, además de toda la información que se pueda desprender de ella, situación que normalmente resulta arbitraria o basada en conceptos que no se sustentan matemáticamente.

Para la implementación de este método de análisis se obtuvo el registro electromiográfico de 16 músculos de ambas extremidades inferiores durante la marcha en 10 mujeres sanas con rango etario de 21-27 años, esto debido a la escasez de voluntarios dispuestos a rasurar sus extremidades. Para establecer el inicio del ciclo de marcha el autor desarrolló un modelo de sincronización basado en sensores de presión que permitieron la captura de un pulso digital (función impulso) durante la fase de apoyo de talón. De este modo se definió el inicio de un ciclo de marcha. Los datos obtenidos fueron digitalizados y posteriormente procesados con el software MatLab® 2010, en cuya plataforma se implementó tanto el algoritmo de análisis de componentes independientes como los algoritmos de segmentación, procesamiento y análisis de la señal.

Los resultados demuestran que el algoritmo de análisis de componentes independientes es una herramienta poderosa para determinar los componentes de origen de las señales capturadas, eliminando aquellos que no se relacionan con el componente muscular de las unidades motoras, permitiendo el posterior procesamiento para la

determinación de la secuencia de activación motora.

Capítulo 2

Objetivos

2.1. Objetivo General

Determinación del patrón de activación motora durante la marcha humana mediante análisis de componentes independientes en Señales Electromiográficas

2.2. Objetivos Específicos

Lograr la separación de fuentes mediante el uso de análisis de componentes independientes en el procesamiento de señales electromiográficas

Obtener el patrón de activación motora en extremidad inferior durante la marcha en mujeres sanas

Implementar una estrategia robusta e invariante a la contaminación en el procesamiento de señales electromiográficas

Capítulo 3

Marco Teórico

3.1. Marcha

La marcha o locomoción bípeda es una actividad funcional cíclica que requiere interacciones complejas y coordinación entre la mayoría de las articulaciones del cuerpo, particularmente de las extremidades inferiores. Esta tarea motora tiene como objetivo desplazarse de un lugar a otro con bajo esfuerzo y mínimo consumo energético (Nordin, 2004).

La marcha constituye un elemento característico e independiente para cada sujeto, permitiendo incluso revelar aspectos individuales de la personalidad, la autoestima, la condición de salud y las situaciones emocionales. A pesar de que cada persona tiene una forma única de caminar, hay patrones que se repiten entre individuos, por esto es posible realizar descripciones y análisis de lo que es común para todas las personas (Daza, 2007).

3.1.1. Control Neural de la Marcha

Uno de los modelos más aceptados de redes neuronales capaces de generar actividad motora rítmica durante la marcha es los centros generadores de patrones (CGP) (Kandel, 2000), circuitería neuronal ubicada en la medula espinal que controlaría tanto a la musculatura flexora como extensora de las extremidades, produciendo contracciones alternadas entre ambas (Ivanenko, 2003). Este enfoque deja atrás el modelo donde la programación de esta tarea ocurría sólo en centros supraespinales del SNC y una idea motora era convertida en un patrón de actividad muscular necesaria para caminar (Enoka, 2002).

La arquitectura de los CGP considera un centro medio generador de ritmo (GR) y uno de formación de patrones (FP). Este último es controlado por el GR y se proyecta hacia las poblaciones de motoneuronas extensoras y flexoras. Además considera la influencia sensorial propioceptiva (McCrea and Rybak, 2008; MacKay-Lyons, 2002). Este modelo establece que las neuronas del GR están divididas en 2 poblaciones, neuronas extensoras (GR-E) y flexoras (GR-F). El RG genera un ritmo bifásico con ráfagas alternantes de las poblaciones GR-E y GR-F.

La inhibición recíproca entre ambos GR es mediada por poblaciones de interneuronas inhibitorias llamadas interneuronas extensoras -generadoras de ritmo (Inrg-E) e interneuronas flexoras -generadoras de ritmo (Inrg-F). La red FP, por su parte, tiene una organización similar, pero con menor capacidad de ritmogénesis. También contienen poblaciones de interneuronas de inhibición recíproca llamadas interneuronas extensoras formadoras de patrones (Inpf-E) e interneuronas flexoras formadoras de patrones (Inpf-F). El FP es controlado por el GR y también recibe una fuerte inhibición desde los complejos Inrg, siendo excitados por los complejos GR-E y GR-F respectivamente.

La población de neuronas FP se proyecta directamente a las motoneuronas que

son responsables de la excitación fásica de la locomoción. La inhibición fásica de las motoneuronas durante la locomoción es mediada por un set adicional de neuronas extensoras y flexoras del tipo Ia, Ia-E y Ia-F respectivamente, cuya acción también es controlada por el complejo FP. Estas interneuronas son también responsables de la inhibición recíproca del antagonista durante el reflejo de estiramiento, y son inhibidas por las células Renshaw extensoras y flexoras, R-E y R-F respectivamente.

La información sensorial tiene una importante participación en este esquema, la información Ia y Ib de los músculos extensores influye a nivel GR (Irg-E), de FP (Ipf-E) y de motoneurona.

Entre las características más importantes de estos centros medulares se encuentra la capacidad de generar ritmos propios aun en ausencia de estímulos sensoriales, sin embargo, estas aferencias son importantes en la modulación del movimiento generado (Molinari, 2009). Por otro lado los CGP también pueden ser controlados por centros superiores que están ubicados en el mesencéfalo, *Región Locomotora Mesencefálica* (RLM), esta última inicia la locomoción a través de la activación de las vías retículo-espinales ubicadas en el tronco cerebral (MacKay-Lyons, 2002). La organización de este modelo se puede observar en la figura 3.1.

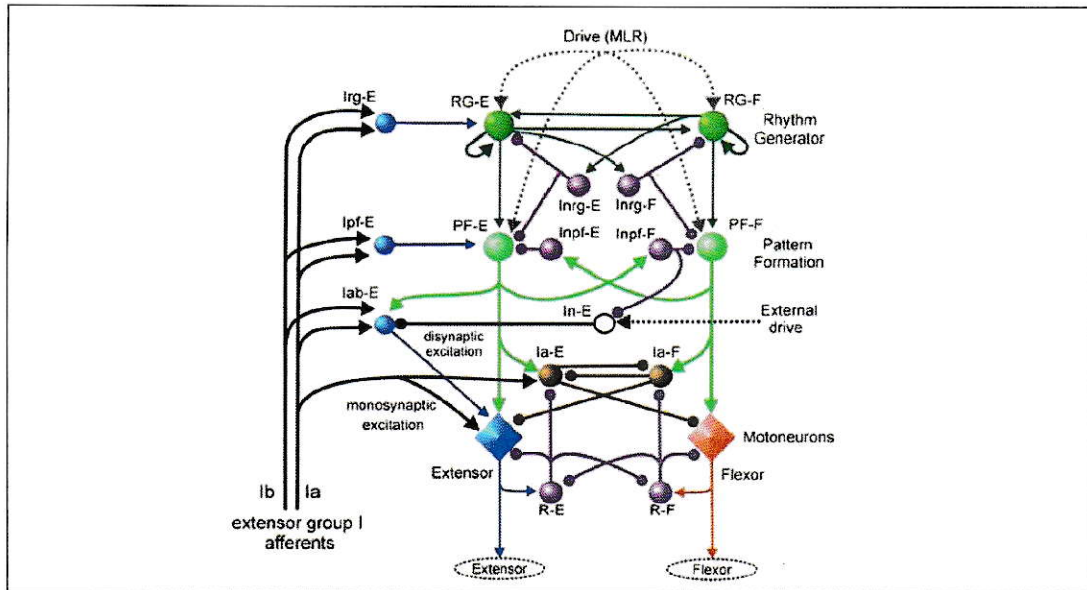


Figura 3.1: Representación esquemática del Modelo de Ryback y MacCrea. Los círculos representan poblaciones de interneuronas espinales y los diamantes representan poblaciones de motoneuronas. Las conexiones excitatorias e inhibitorias se muestran por líneas terminadas en puntas de echas y pequeños círculos respectivamente. En el esquema se muestra la arquitectura de dos y tres niveles de CPGs con un generador de ritmos separados (círculos verde oscuro) y una circuitería de formación de patrones en verde claro.

3.1.2. Ciclo de Marcha

Dada la alta complejidad que presenta el estudio de la marcha, ésta se ha descrito generalmente en términos de periodos y fases. La marcha, como actividad rítmica y cíclica, comprende un inicio y un final para cada ciclo, en este sentido un ciclo de marcha se define como el periodo en el que se presentan acciones sucesivas, alternas y uniformes (Daza, 2007). Por conveniencia se adopta como principio del ciclo de marcha el instante en que uno de los pies toma contacto con el suelo, habitualmente a través del talón. Tomando como origen el contacto del pie derecho, el ciclo terminaría en el siguiente apoyo del mismo pie. Por su parte, el pie izquierdo experimentaría la misma serie de acontecimientos que el derecho, desplazados en el tiempo por medio

ciclo (desfase) (Whittle, 2002; Chau, 2001).

Tradicionalmente el ciclo de marcha se ha dividido en dos periodos: de apoyo y oscilación. El primero se asocia al tiempo que transcurre mientras el pie permanece en contacto con el piso. Esto permite que la carga o el peso del cuerpo se transfiera de una extremidad a otra, y se avance sobre el pie de soporte, el cual en condiciones normales constituye cerca del 60 % del ciclo total. El segundo es el tiempo durante el cual la extremidad inferior permanece en el aire y avanza hacia delante, el pie pierde contacto con el piso y se presenta una serie de mecanismos para ajustar la longitud del paso de la extremidad inferior que avanza, representa el 40 % restante del ciclo (Vaughan et al., 1999). La duración relativa de cada una de estas fases depende fuertemente de la velocidad, aumentando la proporción de la oscilación frente al apoyo, acortándose progresivamente los periodos de doble apoyo que desaparecen en la transición entre marcha y carrera. La nomenclatura que mejor describe la marcha funcional, lo hace en términos de 8 etapas, 5 de apoyo y 3 de balance (Perry, 2010; Vaughan et al., 1999).

1. Contacto Inicial (0-2 %): Constituye la toma de contacto del pie con el suelo y permite posicionar el pie correctamente al entrar en contacto con el suelo.
2. Respuesta a la Carga (0-10 %): Transcurre entre el instante de contacto inicial y el despegue del ante-pie del miembro contralateral. Permite la absorción de impacto, estabilidad en la descarga de peso, permitir la progresión del ciclo.
3. Apoyo Medio (10-30 %): Es la primera parte del intervalo de apoyo monopodal. Comienza cuando el pie contralateral se levanta y continúa hasta que el peso del cuerpo se alinea sobre la parte delantera del pie. Favorece la progresión del cuerpo sobre el pie fijo y mantiene la estabilidad del miembro y del tronco.
4. Apoyo Final (30-50 %): Es la segunda parte del apoyo monopodal, comienza

con el despegue de talón y finaliza cuando el miembro contralateral contacta con el suelo. Favorece la progresión del cuerpo más allá del pie de apoyo, proporcionando aceleración y asegurando una longitud de zancada adecuada.

5. Previa a la Oscilación (50-60 %): Coincide con la segunda fase de doble apoyo, y el contacto Inicial contralateral. En esta fase el peso del cuerpo y el centro de gravedad se trasladan a la extremidad contralateral. Permite posicionar la extremidad para la oscilación.
6. Balanceo Inicial (60-73 %): Corresponde al primer tercio del periodo de oscilación. Constituyen sus límites el despegue del miembro y el momento en que éste alcanza el miembro contralateral. Permite despegar el pie del suelo, así como alcanzar la cadencia deseada.
7. Balanceo Medio (73-87 %): La segunda parte de la oscilación, comienza cuando ambos miembros se cruzan y finaliza cuando la tibia oscilante alcanza una posición vertical, sobrepasando el miembro de apoyo. Permite el avance de la extremidad.
8. Balanceo Final (87-100 %): preparación de la extremidad inferior para el siguiente contacto Inicial, lo que da origen a una nueva zancada y el avance progresivo del cuerpo. Permite desacelerar la pierna y posicionar correctamente el pie para establecer contacto con el suelo.

3.1.3. Parámetros Temporales y Espaciales de la Marcha

El patrón de marcha humana puede ser caracterizado con diferentes tipos de parámetros, algunos básicos y otros de mayor complejidad. De la forma más elemental, la marcha se describe mediante parámetros espacio-temporales. Aunque éstos tienen

una variación inter e intra sujeto resultan ser representativos de una persona, sobretudo cuando las condiciones y los factores que afectan la marcha (como terreno, edad, peso, etc.) se mantienen constantes. Entre los parámetros relacionados con el tiempo encontramos la cadencia y la velocidad. El primero de estos hace referencia al número de pasos en un intervalo de tiempo, mientras que el segundo es la relación de la distancia recorrida en la dirección de la marcha por unidad de tiempo, expresándose en m/s (Whittle, 2002; Perry, 2010; Vaughan et al., 1999). Por otro lado, también podemos evaluar los parámetros espaciales como la longitud de paso, ancho de paso, ángulo de paso y longitud de la zancada, siendo este último uno de los más importantes. La longitud de zancada se define como la distancia medida entre dos apoyos consecutivos del mismo pie.

3.1.4. Técnicas de Análisis de Marcha.

Durante las dos décadas pasadas el análisis de marcha ha pasado de ser una disciplina netamente académica a una poderosa herramienta clínica en el diagnóstico y tratamiento de pacientes. Para el análisis de marcha es necesario contar con un protocolo estandarizado que permita obtener los parámetros de interés de forma confiable y eficaz. Cada protocolo depende del tipo de persona a evaluar (sano, enfermo, estatura, etc), de los parámetros que se deseen estudiar y la forma en que éstos son presentados, así como también del orden, tiempo y tipo de bioinstrumento a utilizar. Bajo estos aspectos es ampliamente reconocido que una cierta variabilidad es inherente a los datos obtenidos a partir de mediciones repetidas en material biológico (Sanchez, 2005; Villa-Moreno et al., 2008).

Al examinar los métodos que se pueden usar en el análisis de la marcha es útil considerarlos como un "conjunto", que van desde la ausencia de ayudas tecnológicas, mediante un análisis visual, hasta la utilización de sofisticados y costosos equipos.

Dentro de esta categoría existen variadas técnicas, entre otras: técnicas de análisis cinemático, técnicas antropométricas, técnicas de análisis cinético y técnicas de análisis electro-fisiológico. En esta última se enmarca el presente estudio.

3.2. Electromiografía

3.2.1. EMG de Superficie

La electromiografía es la disciplina que se ocupa de la detección, análisis y uso de la señal eléctrica extraída de músculos que se contraen (De Luca, 2006), siendo considerada un componente importante de los protocolos instrumentales en áreas como la neurología, rehabilitación, ortopedia, ergonomía y deportes (Frigo and Crenna, 2009; Agostini et al., 2010; Hermens et al., 2002; Hug and Dorel, 2009). La EMG ha logrado convertirse en una herramienta de gran utilidad en el estudio del movimiento y particularmente en la rehabilitación debido a la facilidad con la que puede ser adquirida. Ello ha permitido su uso en el ámbito clínico, no sólo para la descripción de patrones de movimiento normal sino también en la evaluación de alteraciones neuromusculares (Englehart et al., 1999). La señal obtenida mediante esta técnica de análisis es compleja debido a que está influenciada por múltiples factores (electrofisiología neuromuscular, volumen conductor, crosstalk, ruido etc.), por lo tanto, una correcta interpretación requiere un procesamiento previo, ya sea en el dominio del tiempo o en el dominio de la frecuencia, lo cual va de la mano a los requerimientos del clínico o del investigador.

3.2.2. Generación y Fuentes de Señales EMGs

Los músculos están compuestos por varios miles de cadenas de elementos contráctiles, denominados fibras musculares, donde cada fibra se encuentra bajo activación

neuronal directa de una neurona motora. El control se simplifica, ya que una misma neurona motora inerva un grupo de fibras musculares, denominándose unidad motora (UM) a la familia de fibras con control neural común y la célula nerviosa motora en la medula espinal.

La intensidad de la acción muscular está determinada fundamentalmente por el número de UM que se activan y su frecuencia de descarga (Perry, 2010; Merletti and Parker, 2004; Reaz et al., 2006; Vaughan et al., 1999), otros factores significativos son el tamaño, tipo de fibra y el estado funcional de la UM. Un menor número de fibras musculares inervadas por UM implica un mayor control neural del músculo, lo que es equivalente a una mayor precisión en la fuerza ejercida (De Luca, 2006; De Luca et al., 2006; Winter, 2009; Purves et al., 2001).

La señal EMG es generada por la actividad eléctrica de las fibras musculares activas durante una contracción, y las fuentes de señal se localizan en las zonas de despolarización de estas fibras musculares. La liberación de acetilcolina entre la terminación nerviosa y la membrana de la fibra muscular permite generar finalmente un potencial de acción. Es importante mencionar que las fibras musculares responden con una contracción total (ley del todo o nada), en donde, ante la presencia de un solo estímulo efectivo descargado por el axón de una motoneurona se excitan todas las fibras musculares conectadas a esa motoneurona.

3.2.3. Factores que Afectan la Señal EMG

La obtención de una señal EMG es el resultado de la suma de diversos factores: fisiológicos, anatómicos y técnicos. El efecto de algunos de estos puede ser controlados con métodos propios de la detección, pero otros no son tan fácil de regular con la tecnología actual. Para utilizar la señal de forma efectiva es necesario entender cómo las fuentes influyen la señal. Esta tarea es de enorme proporciones y bastante

complicada debido a que el estado actual de conocimiento no permite determinar de una manera cuantitativa la relación causa y efecto de todos los procesos y fenómenos que influyen en la señal EMG. Con el fin de describir los factores que influyen en la señal EMG, éstos se han agrupados en las siguientes categorías: factores causales, intermedios y deterministas.

Los factores causales son aquellos que tienen una base o efecto elemental sobre la señal. Estos son divididos en dos grupos: extrínsecos e intrínsecos. Los factores causales extrínsecos son aquellos asociados con la estructura del electrodo y colocación sobre la superficie de la piel en el músculo, mientras que los factores intrínsecos son los fisiológicos, anatómicos y las características biomecánicas de los músculos, que a diferencia de los factores extrínsecos no pueden ser controlados o modificados. Los factores intermedios representan los fenómenos físicos y fisiológicos que son afectados por uno o más factores causales, y en ocasiones influyen en los factores determinísticos. Estos factores incluyen: la superposición de potenciales de acción, crosstalk, velocidad de conducción de los potenciales de acción, entre otros. Finalmente los factores determinísticos son aquellos que tienen una relación directa con la información en la señal EMG, entre los cuales cabe destacar: el número de UM activas, la fuerza de contracción de las unidades motoras, el mecanismo de interacción entre las fibras y la frecuencia de descarga de las UM (De Luca, 2006; Reaz et al., 2006; De Luca, 1997). De los factores mencionados podemos individualizar tres que son de vital importancia al momento de analizar el registro EMG, estos son: ruido, crosstalk y volumen conductor, los cuales influyen enormemente en la calidad de los datos obtenidos.

- Ruido

El ruido es definido como cualquier componente de la señal que es considerado indeseable y que pudiera enmascarar características de real interés. El diseño de los

equipos de EMG, el establecimiento de un entorno de registro libre de ruido y las metodologías para el uso de los equipos deben ser cuidadosamente considerados con el propósito que la señal pueda ser registrada con alta fidelidad, y la relación señal-ruido sea maximizada (De Luca, 2001). Es importante comprender las características del ruido eléctrico, considerando que el rango de amplitud de la señal EMG es de 0-10mV previo a la amplificación. A modo de simplificar los factores que afectan la señal, el ruido puede ser categorizado en los siguientes tipos (Reaz et al., 2006):

1. Ruido inherente a equipamiento electrónico: Todos los equipos eléctricos generan ruido debido al funcionamiento de sus componentes (bobinas, condensadores, inductores).
2. Ruido ambiental: El ruido proveniente de la corriente eléctrica, se enmarca en este tipo de ruido (50 Hz en América y 60Hz Norte América y Europa). Es importante considerar que el ruido ambiental puede tener amplitudes que van de 1 a 3 veces más que la amplitud de la señal EMG.
3. Artefacto de movimiento: Hay dos importantes fuentes de este tipo: interface piel electrodo y longitud de los cables.
4. Inestabilidad inherente de la señal: La amplitud de la señal es afectada, entre otros factores, por la frecuencia de descarga de UM.

- Contaminación Cruzada

La contaminación cruzada o *crosstalk* (nombre inglés) hace referencia a la intromisión de potenciales de acción de unidades motoras ajenas al registro muscular que se desea estudiar. Este fenómeno es presentado exclusivamente en la EMG de superficie cuando la distancia desde el punto de detección a la fuente de generación de señales es significativa. El crosstalk es una combinación de variables, tales como: volumen

de conducción muscular, tejido generador de señales y colocación de los electrodos, resultando ser una de las fuentes de error más importantes en la interpretación de la señal. Esto se debe a que puede ser confundida con la señal generada por el músculo, siendo considerado éste activo cuando en realidad no lo está. Problema particularmente relevante cuando el timing de activación muscular es el foco de estudio, como en el caso del análisis de movimiento (Merletti and Parker, 2004; Campanini et al., 2007; Farina et al., 2004). Han sido muchos los investigadores que han intentado cuantificar esta contaminación, sin embargo, pocos han logrado resultados satisfactorios, entre estos De Luca y Merletti (Merletti and Parker, 2004; De Luca et al., 2006; Van Vugt and Van Dijk, 2001), quienes lo investigaron mediante la estimulación eléctrica de un músculo individual y posterior detección en músculos cercanos. Ellos entregaron resultados referentes a la magnitud de la contaminación cruzada para los músculos de la pierna, generando bases teóricas firmes sobre la utilización de electrodos de amplificación diferencial (con respecto al diferencial individual) para reducir la interferencia originada por esta contaminación.

- Volumen Conductor

Las fuentes de la señal son separadas de los electrodos de registro por los tejidos biológicos, el contenido de esta separación se denomina volumen conductor, los cuales actúan como filtro pasa-bajo sobre la distribución potencial de la señal. En el caso de los registros intra-musculares el efecto de los tejidos entre el electrodo y las fibras musculares es relativamente bajo debido a la proximidad de los electrodos de registro a la fuente, al contrario de lo que sucede con el registro de superficie, en donde el volumen conductor constituye un importante filtro que afecta a la señal EMG (Merletti and Parker, 2004; Farina et al., 2004).

3.2.4. Interpretación de la Señal

Los fisioterapeutas y kinesiólogos están entre los usuarios que más utilizan la electromiografía como método para entender la función y disfunción del sistema neuromuscular. A pesar que sus fundamentos se han desarrollado desde principios del siglo XX, no es todavía una técnica utilizada de forma habitual, incluso son muy diferentes las metodologías y procedimientos utilizados por los diferentes grupos de investigadores, existiendo un escaso acuerdo para determinar los criterios a ser considerados en una correcta evaluación e interpretación de los datos obtenidos. Bajo esta premisa se hizo necesaria la estandarización de los protocolos empleados, no sólo en la recolección de datos, sino que también en aspectos más complejos como el procesamiento y normalización. En este contexto, la iniciativa europea, ELECTROMIOGRAFÍA DE SUPERFICIE PARA LA EVALUACIÓN NO INVASIVA DE MÚSCULOS (SENIAM) (Hermens et al., 2002), busca cumplir con este propósito, es decir, crear consenso en temas claves (protocolos de marcaje y procesamiento de la señal) para permitir un óptimo intercambio de datos obtenidos a través de diferentes registros de electromiografía. Desde una perspectiva básica, para interpretar las señales electromiográficas es necesario realizar previamente cuatro etapas: recolección, procesamiento, normalización y análisis (Soderberg and Knutson, 2000).

Recolección de Datos

Esta etapa debe considerar 3 aspectos:

- Definir el propósito del estudio
- Determinar el uso de sistemas de transmisión de datos (cableado versus telemetría)
- Definir el tipo de electrodo a utilizar

La definición del propósito del estudio determina directa o indirectamente los otros dos aspectos. Por ejemplo, los electrodos de superficie son usados para entregar información general derivada de músculos superficiales, mientras los electrodos tipo aguja están diseñados para el estudio del control de unidades motoras, o garantizar la toma de muestras de los músculos situados profundamente en el cuerpo. Por lo tanto, dependiendo de los objetivos que se trace el investigador serán las medidas que se tomen para cumplir con la finalidad del estudio.

La determinación del uso de sistemas de transmisión de datos, sea mediante cables o telemetría, a menudo depende de las preferencias individuales, experiencia de los investigadores, equipamiento disponible y el nivel de apoyo técnico con el que se cuenta.

La definición del tipo de electrodo a utilizar, ya sea de profundidad o superficie, se relaciona directamente con el propósito del estudio. Independiente de las alternativas disponibles se ha hecho más extensivo el uso de los electrodos de superficie, los cuales son de fácil aplicación, implican menos riesgos y molestias en el sujeto de investigación, y no requieren competencias clínicas por parte del investigador (Friggo and Crenna, 2009; Merletti and Parker, 2004; Reaz et al., 2006; Soderberg and Knutson, 2000; De Luca, 1997). Independiente de lo anterior, existe una amplia gama de tecnologías en el diseño de los electrodos, los cuales van desde sistemas pasivos a modelos activos, con sistema de amplificación diferencial o doble diferencial, que incorporan en la misma cápsula un conversor análogo digital, e incluso mecanismos de transmisión de tipo telemétrico.

Otro aspecto importante a considerar en el proceso de digitalización de la señal corresponde a la frecuencia de muestreo. Este parámetro juega un rol crítico en establecer la exactitud y reproductibilidad de la señal. La frecuencia de muestreo mínima para reproducir correctamente la información de la señal analógica original

se establece a través del teorema de Nyquist, el cual -de manera sencilla- señala que la frecuencia de muestreo mínima debe ser al menos el doble de la frecuencia de la señal que se desea muestrear. No cumplir con esta condición conduce a una reconstrucción errónea de la señal, típicamente referido como fenómeno de submuestreo o aliasing.

Procesamiento de Datos

Al realizar el proceso de registro o recolección de los datos mediante EMG se obtiene la señal en estado natural, la cual generalmente es controlada visualmente en un monitor, con el fin, entre otros, de garantizar una señal libre de artefactos durante la etapa de recolección (Soderberg and Knutson, 2000). La tecnología actual permite el acondicionamiento, es decir, la modificación de la señal, lo que sumado a la disponibilidad de diversos softwares (que garantizan una mejor calidad en la visualización) y la existencia de algoritmos computacionales acorde a las necesidades, facilitan el correcto análisis e interpretación en etapas posteriores. El procesamiento de los datos requiere tomar decisiones en aspectos como el tipo de filtrado y técnicas relacionadas con el estudio en dominios de tiempo y frecuencia (Frigo and Crenna, 2009). Es necesario considerar que la información resultante del procesamiento tiene una fuerte dependencia de las características del instrumento utilizado para la recolección, independientemente del hardware o software utilizado.

Un filtro es un dispositivo diseñado para atenuar un rango específico de frecuencias mientras permite mantener otras, limitando de este modo el espectro de la señal. Básicamente existen dos tipos: analógico y digital. Los filtros analógicos son usualmente implementados en circuitos electrónicos, para su construcción se recurre a tres componentes fundamentales: resistores, capacitores e inductores. Mediante la disposición de estos componentes en una variedad de configuraciones se puede organizar el funcionamiento del filtro frente a necesidades muy específicas. La más notable

aplicación de este tipo, es el filtrado pasa-bajo para propósitos de anti-submuestreo o anti-aliasing, el cual debe ser aplicado sobre la señal analógica antes de cualquier digitalización, ya que el efecto de un muestreo incorrecto no se puede deshacer. Por otro lado el filtrado digital, donde la señal eléctrica se descompone en secuencia de números, permite la completa manipulación de la señal. El comportamiento ideal de los filtros, básicamente puede ser caracterizado por cuatro funciones: pasa-bajo, pasa-alto, pasa-banda y rechaza banda. Sin embargo, estas modalidades tienden a remover no solo ruido, sino que también componentes de frecuencia de la señal de EMG, lo que implica una pérdida de información. Debido a lo anterior, nuevas herramientas se han posicionando paulatinamente para lograr revertir esta situación, por ejemplo técnicas de análisis multivariado, entre ellas el Análisis de Componentes Principales (PCA) y Análisis de Componentes Independientes (ICA). Éstas han recibido gran atención en el campo de redes neuronales y procesamiento de señales, debido al potencial de sus aplicaciones (Naik et al., 2006).

En términos sencillos podemos definir PCA como una técnica estadística de síntesis de la información, o reducción de la dimensión. Sin embargo este proceso implica una pérdida inherente de información, aspecto que se supera mediante la utilización de ICA, ya que permite encontrar las fuentes independientes, permitiendo eliminar los componentes con mayor varianza sin pérdida de información (Alvarez and Giraldo, 2009). Esta última técnica (la cual será utilizada en el presente estudio), se basa en el problema de la separación ciega de fuentes, donde se considera que las señales recibidas por los sensores son mezclas que proceden de varias fuentes independientes, como diferentes unidades motoras, distintos generadores de ruido, múltiples sensores, etc. Bajo esta premisa el objetivo es tomar estas mezclas y obtener a partir de ellas las señales originales puras.

Normalización

La normalización consiste en tratar los datos funcionales de cada electrodo como un coeficiente (expresado habitualmente como un porcentaje) relativo a algún valor de referencia. Actualmente, y a pesar de su gran importancia, no se conoce un método óptimo de normalización respecto al proceso de la marcha humana, sin embargo múltiples modalidades han surgido a lo largo de los años, lo que implica de una u otra forma cierta variabilidad en los datos obtenidos (Chau, 2001; Perry, 2010). Cuando la normalización es desarrollada durante una prueba funcional, en el marco de la activación motora, el investigador debe decidir si un esfuerzo es estático o dinámico, lo cual será usado como referencia para el tipo de normalización a utilizar. El valor comúnmente empleado es la contracción voluntaria máxima (CVM), sin embargo se debe tener en cuenta que la capacidad máxima de activar todas las unidades motoras depende de muchos factores, tales como la capacidad de activación del músculo, nivel de entrenamiento, y motivación, donde incluso la CVM puede variar entre un 20 % a 40 % menos que el máximo verdadero. Bajo estas circunstancias se ha optado en los últimos 15 años por el uso de alternativas como un porcentaje de la CVM y el pico o el valor medio de actividad EMG obtenido durante una actividad dinámica (Reaz et al., 2006; Albertus-Kajee et al., 2010), dependiendo de la función a estudiar.

El uso del peak en EMG tomado de un evento dinámico ha sido recomendado por diversos autores, debido a que reduce el coeficiente de variación entre sujetos. Además de la normalización de la amplitud, es necesaria una normalización temporal si se desea caracterizar el patrón electromiográfico de un sujeto o de un grupo de ellos durante una actividad funcional como la marcha. No puede realizarse una ponderación de distintos registros de EMG sin considerar los tiempos medios de activación de cada músculo, ya que en caso contrario se obtendría un perfil de intensidad media con periodos de activación excesivamente prolongados. Este error se evita ajustando

los tiempos de inicio y fin de los registros individuales a sus correspondientes valores medios muestrales. El resultado, denominado perfil medio sincronizado permite el cálculo del patrón medio y las desviaciones típicas de la señal (Chau, 2001).

Análisis

Los datos electromiográficos han sido y continuarán siendo sujeto de diferentes tipos de análisis, de acuerdo a los dominios de la frecuencia y del tiempo. En este último, es factible realizar un análisis visual de los datos, mediante una evaluación directa en un computador, muestra en un osciloscopio, o versiones impresas, permitiendo de este modo: Garantizar una señal libre de artefactos, juzgar si hay alguna actividad muscular, evaluar la duración del inicio y termino de la actividad muscular, y estimar el nivel de actividad.

La dificultad con un análisis visual es que las decisiones son dependientes de la ganancia en la amplificación. Esto es, cómo la magnitud de amplificación es incrementada sobre el hardware de los controladores en la EMG, la selección de los tiempos on y off puede cambiar debido a que la señal es ahora incrementada en tamaño sobre el dispositivo de pantalla. En este contexto, no hay reglas aplicadas para la determinación visual, por lo que los aspectos mencionados se dejan a criterio del investigador, tornándolo operador dependiente. Sin embargo, cada vez más se recurre a programas computacionales para aislar este componente, fortaleciendo la objetividad del consecuente análisis. Al realizar el análisis en el dominio del tiempo y la frecuencia, se recurre a los datos obtenidos en la etapa de procesamiento de la señal, donde mediante la aplicación de diversos algoritmos computacionales es factible obtener una señal libre de artefactos, filtrada, suavizada, el onset-offset de la actividad muscular y adicionalmente el contenido de frecuencia de la señal. Estos y otros aspectos, previa normalización de los registros individuales, permitirán ob-

tener perfiles de EMG representativos de la muestra seleccionada, proporcionando información referente a la estrategia motora normal del movimiento a evaluar, para el caso del presente documento: la marcha.

Por constituir el procesamiento y análisis de señales un pilar fundamental en este estudio, se abordarán con mayor detalle en el próximo apartado.

3.3. Procesamiento Digital de las Señales de EMG

3.3.1. Sistemas y Señales

Un sistema es una colección de procesos o componentes que interactúan para un propósito común. Independiente del tipo y función del sistema, la comunicación al interior de éstos y entre ellos se logra mediante señales, éstas suponen la existencia, al menos, de un emisor y un receptor, este último muchas veces debe codificar los datos contenidos para asignarle valor a dicha señal.

Se puede definir señal como aquella cantidad física que varía con el tiempo, espacio o cualquier otra variable o variables independientes (Olivas, 2003).

El procesamiento digital de señales (PDS) puede ser definido como el CONJUNTO DE TÉCNICAS Y HERRAMIENTAS PARA LA REPRESENTACIÓN, TRANSFORMACIÓN Y MANIPULACIÓN DE SEÑALES EN EL DOMINIO DISCRETO O DIGITAL (Olivas, 2003).

El procesamiento digital de una señal requiere (en muchos casos) de la realización de un gran número de cálculos, haciéndolo inviable si no se dispone de una máquina que permita la optimización. Este problema dificultó el avance del PDS hasta los años 60 y 70, tiempos en los cuales progresó rápidamente gracias a la disponibilidad de grandes computadores en las instituciones dedicadas a la investigación. En esa época el PDS estuvo limitado solamente a unas pocas aplicaciones debido a los altos costos que implicaba el uso de computadores. Los esfuerzos pioneros tuvieron

lugar en cuatro áreas fundamentales: Radar y sonar, por intereses militares y de seguridad; exploración petrolera, donde con pequeñas mejoras se pueden obtener enormes ganancias; exploración espacial, aplicación en la que no pueden perderse datos; medicina, particularmente el tratamiento de imágenes.

La revolución de las computadoras personales entre 1980 y 1990 permitió que el PDS fuese accesible para nuevas aplicaciones.

En general la mayoría de las señales existen en función del tiempo, sin embargo esta representación no es siempre la mejor para la mayoría de las aplicaciones relacionadas con el procesamiento de éstas.

La biología y la ingeniería han realizado grandes avances en el procesamiento digital de señales biomédicas, como en señales electroencefalográficas, electrocardiográficas, electro-oculográficas y electromiográficas, así también en las diversas aplicaciones que se desprenden de estos métodos. La evolución en las técnicas de procesamiento de señales se ha acelerado en los últimos años, destacando procesos como el análisis temporal, el análisis espectral mediante la transformada de Fourier, análisis espectral multi-resolución mediante la transformada wavelet (nombre ampliamente aceptado a nivel mundial), llegando en los últimos años a la implementación de algoritmos genéticos y herramientas de inteligencia computacional para el análisis y posterior uso de las señales disponibles. Todas éstas constituyen sólo una pequeña parte de una enorme lista de métodos disponibles, no obstante cada una de ellas, tiene su propio ámbito de aplicación, con ventajas y desventajas.

3.3.2. Procesamiento en el Dominio del Tiempo

La descripción de la secuencia de activación muscular durante la marcha en la población normal ha sido realizada en varios estudios. Entre otros, Jacqueline Perry (Perry, 2010) contribuyó a la comprensión de la estrategia de coordinación de los

músculos involucrados en la marcha de personas con y sin patología. Pedotti (Pedotti, 1977; Frigo and Shiavi, 2004) fue uno de los primeros en establecer una relación entre actividad muscular y momentos articulares en actividades funcionales incluso en presencia de una variabilidad individual. David Winter (Winter and Yack, 1987; Winter, 2009) realizó varias publicaciones en la década de los 70 donde analizó sistemáticamente la electromiografía de superficie aplicando una normalización en el tiempo y promediando los datos registrados a partir de los sujetos normales a diferentes velocidades de marcha. Los perfiles electromiográficos representaron patrones típicos con ciertas variaciones en la actividad. Frigo y col. (Frigo and Shiavi, 2004) concentraron su estudio en superar dicha variabilidad definiendo el número de pasos para ser promediados en orden de obtener una buena representación de los patrones de activación muscular, considerando entre 6 y 10 pasos como suficientes para formar un perfil representativo.

Los estudios electromiográficos de marcha corresponden a registros dinámicos de tipo funcional, donde interesa evaluar una tarea motora voluntaria de alta complejidad en cuanto a organización del sistema nervioso. Por tal motivo las técnicas empleadas en el registro y adquisición de la señal, en los algoritmos de procesamiento, y en la interpretación de los resultados deberían ser cuidadosamente consideradas (Frigo and Crenna, 2009). Es necesario considerar la variabilidad que existe en los ciclos de marcha en un sujeto y por ende entre diferentes individuos, por ejemplo Winter & Yack reportaron que el paso de la fase de apoyo a la fase de oscilación puede ocurrir entre el 58 % y el 63 % del ciclo de marcha (Winter and Yack, 1987). Para lograr señales homogéneas Hug (Hug and Dorel, 2009) propone normalizar las señales de EMG en base a datos kinemáticos, por ejemplo ángulos de rodilla o tobillo. Sin embargo existe una gran variabilidad en el comportamiento angular de la rodilla y tobillo entre diferentes sujetos, de aquí la dificultad para establecer una referencia

que determine una secuencia similar entre diferentes sujetos. Otro método altamente descrito es el uso de sensores de presión ubicados en el talón (Johanson and Radtka, 2006). Una vez establecida la secuencia correspondiente al ciclo de marcha es necesario normalizar en la variable tiempo, ya que cada ventana correspondiente a un ciclo estará constituida por diferente número de muestras. Uno de los métodos más utilizados es la interpolación, la cual permite completar un número determinado de muestras con el fin de normalizar, aquí los métodos pueden ser múltiples. En el presente estudio se evitó el uso de interpolación y se optó por el submuestreo a partir de una frecuencia de muestreo inicial de 4 KHz, obteniendo luego muestras X distantes para lograr ventanas de igual tamaño. Johanson utilizó frecuencias de muestreo de 2500 Hz en estudio electromiográfico de marcha (Johanson and Radtka, 2006). Otro factor a considerar es la contaminación cruzada, la cual se ha intentado controlar con métodos de filtrado espacial, tal como el uso de registros tipo doble diferencial (De Luca, 2001). También se ha propuesto el uso de filtros pasa alto asumiendo que las señales distantes tienen componentes de frecuencia bajas (Winter et al., 1994).

En la mayoría de los estudios de EMG se realiza una rectificación y posterior filtrado pasa bajo para obtener la envolvente de la señal, en términos generales se sugiere una frecuencia de corte mínima de 9 Hz para estudios de marcha en sujetos sanos (Frigo and Shiavi, 2004). Sin embargo es necesario considerar que con este método se puede perder información relevante contenida en trenes de impulso que el filtro sea incapaz de detectar.

Otro factor de importancia que no ha logrado ser definido al interpretar una señal de EMG es el inicio de la actividad motora, el onset muscular. Los métodos empleados incluyen la estimación de un porcentaje del peak de la señal, la estimación de la raíz media cuadrática, de la media, la estimación de una, dos o tres veces la desviación estándar del promedio de la señal o bien la determinación de la señal que está un

mínimo de tiempo sobre un umbral determinado arbitrariamente (Özgünen et al., 2010). Staude (Staude, 2001) señala que la determinación del inicio de la actividad motora depende de factores como la pendiente de la señal y la relación señal-ruido. En los últimos años se han introducido métodos matemáticos más complejos basados en métodos iterativos o algoritmos evolutivos.

3.4. Análisis de Componentes Principales

El Análisis de Componentes principales consiste en encontrar transformaciones ortogonales¹ de las variables originales para conseguir un nuevo conjunto de variables no correlacionadas, denominadas Componentes Principales (PCA, acrónimo en inglés de Principal Component Analysis), que se obtienen en orden decreciente de importancia. Las componentes son combinaciones lineales de las variables originales y se espera que, solo unas pocas (las primeras) recojan la mayor parte de la variabilidad de los datos, obteniéndose una reducción de la dimensión en los mismos. Luego el propósito fundamental de la técnica consiste en la reducción de la dimensión de los datos con el fin de simplificar el problema en estudio. Desde el punto de vista gráfico, el subespacio quedará definido mediante un sistema de referencia, es decir, mediante dos vectores perpendiculares, el primero corresponde a la dirección en la que más varían los datos, el segundo, perpendicular al primero recogiendo la mayor parte de la variabilidad restante y así sucesivamente. Los vectores del sistema de referencia definen nuevas variables, que son combinaciones lineales de las variables de partida y se denominan componentes principales. De esta forma, podemos reducir la dimensión seleccionando solamente las primeras componentes. La reducción de la

¹En un espacio Euclidiano V , dos elementos x e y se llaman ortogonales si su producto interior es cero.

Sea $V = \{x, y\} \subseteq \mathbb{R}^n$ es ortogonal si $\langle x, y \rangle = 0$

dimensión se deriva del hecho de que las variables están relacionadas entre si y, por tanto, tienen información común, de alguna manera, la información común a todas ellas se extrae en las componentes principales.

En muchas ocasiones es difícil encontrar el significado de las componentes, como variables compuestas, por lo que el uso principal de la técnica es la reducción de la dimensión como paso previo a la aplicación de otros análisis posteriores, por ejemplo, Análisis de Componentes Independientes.

3.5. Análisis de Componentes Independientes

El análisis de componentes independientes (ICA, acrónimo en inglés de Independent Component Analysis) es una técnica iterativa que estima la independencia estadística de señales de un set dado a partir de sus combinaciones lineales (Naik et al., 2006). En otras palabras, el objetivo de este algoritmo es encontrar una representación lineal de múltiples fuentes, sin poseer información de las señales originales ni de las ponderaciones de la mezcla (Ren et al., 2006). Se basa en el problema de la separación ciega de fuentes, donde se considera que las señales recibidas por los sensores son mezclas que proceden de varias fuentes independientes, el objetivo aquí será tomar estas mezclas y obtener a partir de ellas las señales originales puras (Alvarez and Giraldo, 2009). El siguiente ejemplo es mencionado comúnmente en la literatura (Alvarez and Giraldo, 2009; Naik et al., 2006; Hyvärinen and Oja, 2000) para explicar el uso de ICA:

Si se imagina a n personas en un salón hablando simultáneamente y se tienen diferentes micrófonos ubicados en distintas locaciones. Los micrófonos entregarán señales temporales $x_1(t)$, $x_2(t)$, ..., $x_n(t)$, las cuales serán sumas ponderadas de las señales de voz, denotadas por s_1 , s_2 , ..., s_n . Como se expresan en la ecuación lineal:

$$\begin{aligned}
 x_1(t) &= a_{11}s_1 + a_{12}s_2 + \dots + a_{1n}s_n \\
 x_2(t) &= a_{21}s_1 + a_{22}s_2 \dots + a_{2n}s_n \\
 &\cdot \qquad \qquad \qquad \cdot \\
 &\cdot \qquad \qquad \qquad \cdot \\
 &\cdot \qquad \qquad \qquad \cdot \\
 x_n(t) &= a_{n1}s_1 + a_{n2}s_2 \dots + a_{nn}s_n
 \end{aligned}$$

donde a corresponde a parámetros que dependen de la distancia de los micrófonos a las personas. De este modo el problema consiste en estimar las señales de voz originales $s_1(t)$, $s_2(t)$, $\dots, s_n(t)$ a partir de los registros $x_1(t)$, $x_2(t)$, $\dots, x_n(t)$, este caso es conocido como el problema del cóctel (cocktail party problem). Evidentemente si el parámetro a es conocido, fácilmente se podría resolver estas ecuaciones a través de métodos tradicionales. Sin embargo, si a es desconocido la solución se vuelve difícil.

Una aproximación a esta solución se puede lograr asumiendo que cada señal original es estadísticamente independiente de otra en cada instante de tiempo. Este supuesto es cierto en muchos casos, y en otros no necesariamente debe serlo.

Si se considera que cada fuente está definida por la actividad muscular aislada durante un acto motor, particularmente la marcha, la determinación de estas fuentes se asemeja al problema del cóctel.

Capítulo 4

Metodología

4.1. Diseño

El presente estudio utiliza un diseño de investigación observacional descriptivo, ya que sólo se analizaron los datos de los registros electromiográficos obtenidos, sin realizar ninguna intervención en la muestra para modificar los registros.

Para el registro electromiográfico de la marcha se utilizó las instalaciones del Laboratorio de Análisis de Movimiento de la Universidad Metropolitana de Ciencias de la Educación, el cual permitió el desplazamiento de los individuos a lo largo de 8 metros.

4.2. Muestra

Se aplicó un método de muestreo no probabilístico por conveniencia. Sólo se registró a mujeres, debido a que durante el proceso de pilotaje se hizo evidente la falta de voluntarios dispuestos a rasurar sus extremidades. Las participantes fueron contactadas directamente y citadas al Laboratorio de Análisis de Movimiento Humano de la Universidad Metropolitana de Ciencias de la Educación, debiendo cumplir con

el siguiente criterio de inclusión:

- Edad entre los 18 y los 30 años
- Índice de masa corporal normal (18,5 - 24,99)
- Aceptar mediante consentimiento informado la participación en este estudio

Mientras que los criterios de exclusión fueron los siguientes:

- Presentar marcha claudicante,
- Enfermedad reumatoídea o neurológica en las extremidades inferiores
- Antecedentes de lesiones traumáticas (fracturas).

Se registró a 10 mujeres normopeso con edades entre 21 y 27 años (promedio 24,2 y desviación estándar 1,75), sin patología músculo-esquelética. La tabla 4.1 presenta un resumen con los antecedentes de la muestra.

Sujetos	Promedio	Desviación Estándar	Rango
Edad (años)	24,2	1,75	21-27
Estatura (metro)	1,64	0,043	1,60-1,71
Peso (Kilo)	57,48	3,44	53-61,1

Cuadro 4.1: Características de edad, estatura y peso de la muestra estudiada

4.3. Instrumentación

Para el registro electromiográfico de superficie se utilizaron 2 equipos Delsys®[®], Bagnoli 16 canales y Bagnoli 8 canales, los cuales se conectaron a una tarjeta de adquisición National Instruments NI USB-6259, para 36 entradas. La distribución de

los equipos permitió la captura de 16 señales musculares y dos señales de sincronización generadas por un dispositivo construido para la ocasión. Las señales musculares se obtuvieron mediante registro con electrodos activos tipo diferencial y preamplificados. El ancho de banda de los amplificadores utilizados por los electrodos fue de $20\text{-}450\text{ Hz} \pm 10\%$. Se utilizó el protocolo de SENIAM (ELECTROMIOGRAFÍA DE SUPERFICIE PARA LA EVALUACIÓN NO INVASIVA DE MÚSCULOS) para la localización de los electrodos, además se estableció como referencia el dorso de la mano (bilateralmente).

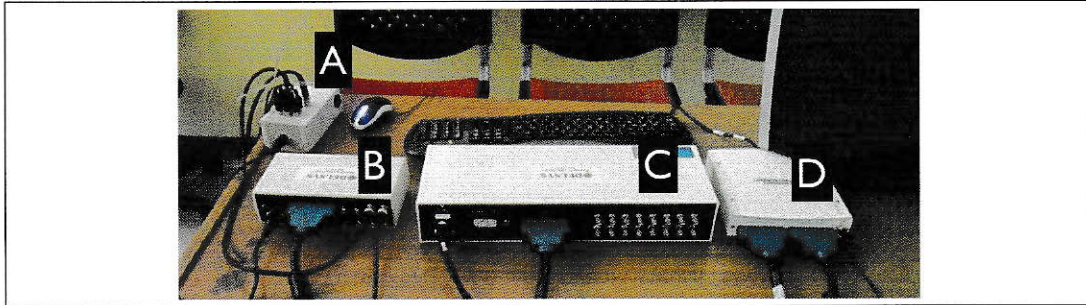


Figura 4.1: A: Sincronizador; B: Electromiógrafo 8 canales; C: Electromiógrafo 16 canales; D: Tarjeta de adquisición

4.3.1. Sincronizador

Con el fin de sincronizar y determinar el inicio de cada ciclo de marcha se construyó un dispositivo que permitiese entregar una función impulso unitario. Este sistema utilizó como entrada la presión ejercida por el talón de cada pie durante la fase de contacto inicial, para ello se utilizaron dos sensores de presión (tipo galga extensiométrica) marca Flexiforce®. Éstos se conectaron a la tarjeta de adquisición, previa conversión análogo-digital y modulación de la señal mediante la programación de un circuito integrado en formato de cascada lo que permitió generar una función impul-

so unitario cada vez que se sobrepasase un umbral de presión ejercida por el talón, el que fue definido mediante pruebas funcionales de marcha realizadas con este fin. El umbral tuvo una equivalencia de 313 mV, éste fue determinado mediante programación de un circuito integrado. Brevemente, cada sensor de presión está conectado a una tarjeta de programación (fig. 4.2) que detecta solamente si se sobrepasó este umbral. Además, en este modulo se realizó un filtrado análogo pasa bajo y posterior conversión análogo digital. Esta señal es luego enviada al segundo modulo del sincronizador donde se realiza una segunda detección, particularmente se detecta sólo el flanco de subida de la función escalón proveniente del módulo anterior, entregando como resultado una función impulso, de 2 ms, la cual ingresa a la tarjeta de adquisición previo paso por el electromiógrafo, de este modo las señales provenientes de los sensores de presión entran paralelas a las señales electromiográficas provenientes de los 16 registros musculares. Considerando que este equipo fue fabricado para fines de investigación, además se incluyeron 6 salidas de audio para ser utilizadas en registros de videofotogrametría.

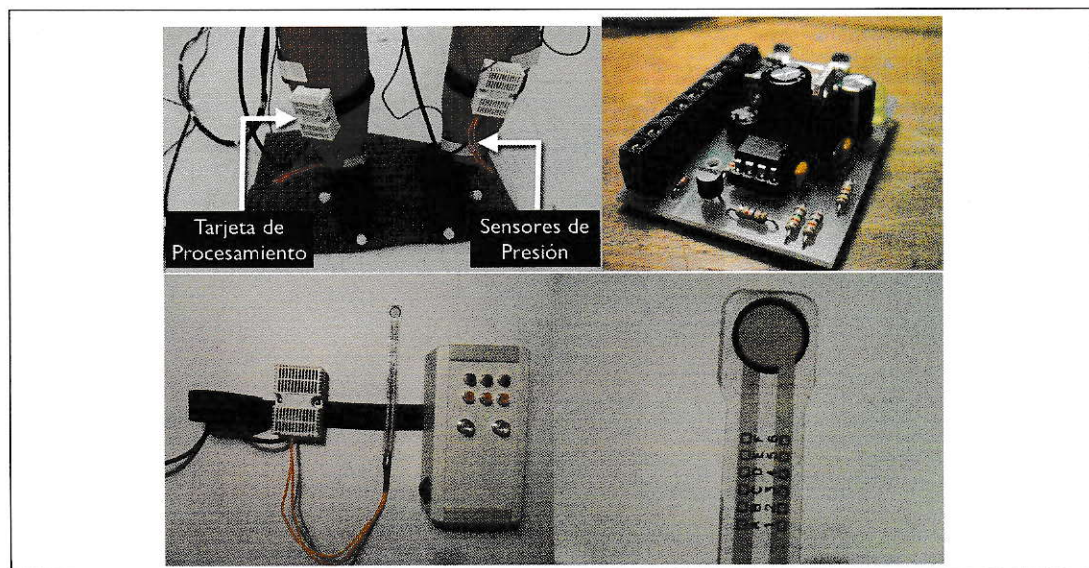


Figura 4.2: Sistema de sincronización y sensor de presión utilizado en la generación de impulso unitario para determinación del inicio del ciclo de marcha.

4.3.2. Electromiografía

Los electrodos de superficie fueron ubicados según las recomendaciones de SENIAM en los siguientes músculos:

- gluteo mayor (GM),
- gluteo medio (GME),
- recto femoral (RM),
- vasto lateral (VL),
- bíceps femoral (BL),
- tibial anterior (TA),
- gastrocnemio lateral (GL),
- soleo (SO)

Cada músculo fue registrado en ambas extremidades inferiores y cada uno fue asociado a un canal determinado del electromiógrafo durante todos los registros.

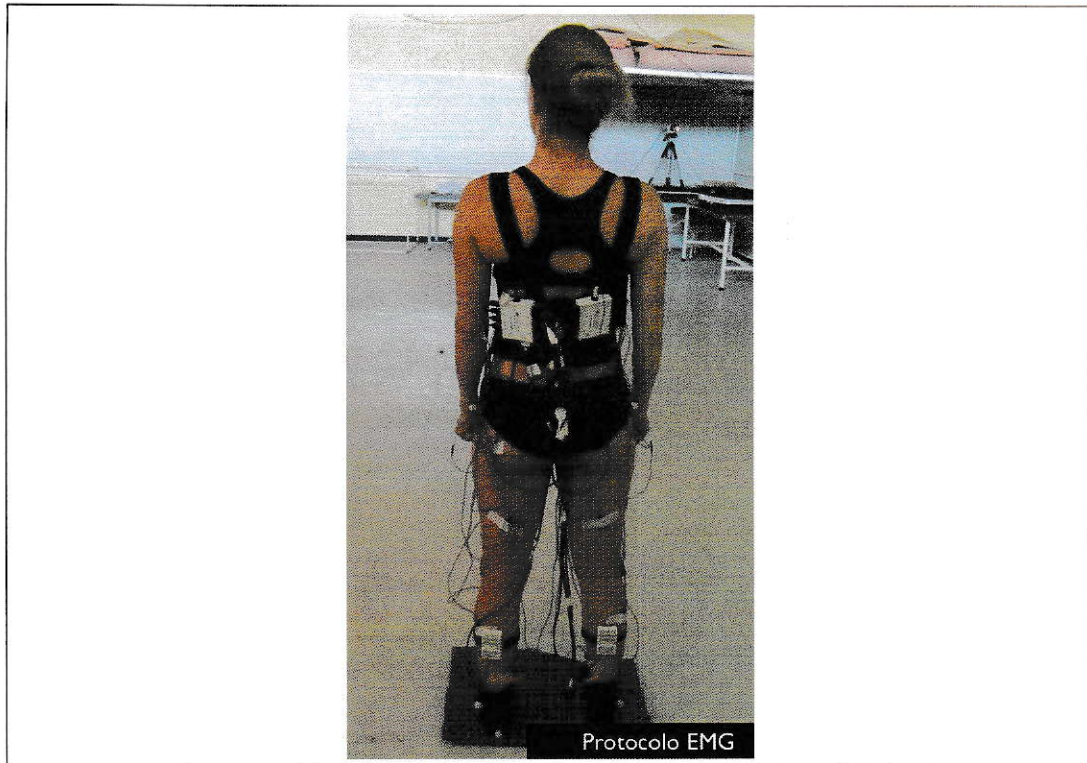


Figura 4.3: Localización de electrodos en participante del estudio.

4.4. Protocolo de la Prueba de Marcha

El día de las mediciones a cada participante se le solicito que asistiera con ropa cómoda (de preferencia bikini). Previo a la realización de la prueba debieron leer y aceptar el consentimiento informado, en el cual se explica brevemente en que consiste el estudio y los posibles riesgos que este podría producir. Posteriormente se procedió a completar una ficha de ingreso con datos personales.

Previo al registro se preparó a cada participante, procediendo al posicionamiento de los 16 electrodos para la recolección de datos electromiográficos, los 2 sensores de presión en cada extremidad inferior para poder definir el comienzo de cada ciclo de marcha en el posterior análisis, además se instaló un corsé torácico donde se ubicaron

los módulos que conectan los electrodos a cada electromiógrafo.

El proceso de instalación se realizó por un equipo de tres estudiantes de Kinesología de la Universidad Metropolitana de Ciencias de la Educación. Cada proceso de instalación tuvo una duración aproximada de 30 minutos, igual tiempo invertido en el retiro de los dispositivos de registro.

La prueba de marcha consistió en caminar en línea recta una distancia de 7 metros aproximadamente sobre una superficie plana, cabe destacar que el peso aproximado que transportó cada voluntaria fue de 2 kg. Las indicaciones a las participantes fueron las siguientes:

- Permanecer en punta de pie al comienzo del registro con el fin de no gatillar los sensores de presión.
- Caminar lo más normal posible
- Comenzar con el pie izquierdo

Se realizaron 4 registros de marcha a todas las participantes, el primer registro fue considerado de prueba y su objetivo fue permitir el acostumbamiento a las condiciones en las que se realizarían las pruebas. Los restantes 3 registros fueron considerados válidos y posteriormente analizados. La relación entre músculo y número de canal se presenta en la tabla 4.2.

Extr. Inferior Izquierda		Extr. Inferior Derecha
Canal	Músculo	Canal
1	Gluteo Mayor	9
2	Gluteo Medio	10
3	Recto Femoral	11
4	Vasto Lateral	12
5	Biceps Femoral	13
6	Tibial Anterior	14
7	Gastrocnemio Lateral	15
8	Soleo	16

Cuadro 4.2: Distribución de los canales de acuerdo al posicionamiento en los músculos a estudiar

Capítulo 5

Análisis

Las señales una vez adquiridas fueron visualizadas mediante la interfaz EMG work de la compañía Delsys® , posteriormente los datos se guardaron en formato .csv para luego ser cargadas en el software MatLab® versión 7.10.

Se desarrolló un programa en entorno MatLab que permitió automatizar el análisis de las señales, este programa permitió la creación de estructuras, cada una correspondiente a un ciclo de marcha, donde cada estructura además contenía los 18 canales registrados.

El primer paso del proceso de análisis computacional consistió en cargar las señales en formato .csv con el fin de crear una estructura que permitiese diferenciar los canales registrado. La frecuencia de muestreo utilizada durante los registros fue de 4 KHz. Por convención se acepta para EMG una frecuencia de muestreo desde 1 KHz, considerando que la actividad eléctrica del músculo está contenida bajo los 500 Hz. El motivo de este alto muestreo se debió a la necesidad posterior de realizar un submuestreo con el fin de obtener un numero de muestras similar en todos los ciclos de marcha, tanto en el registro dentro de un mismo sujeto, como entre los diferentes sujetos de investigación. Esta situación será detallada más adelante.

Cada archivo .csv contenía una matriz

$$[\text{número de muestras} \times \text{número de canales}]$$

destaca el hecho que el tiempo también estaba contenido en una columna de esta matriz, y que el número de muestras estuvo supeditado al tiempo que tardó cada sujeto en realizar la marcha en las instalaciones antes mencionadas. Este aspecto no resulta trivial al momento de realizar el análisis, pues para efectuar el procesamiento de las señales se requiere contener todos los datos en estructuras que posean igual dimensión, el proceso de redimensionado de las estructuras matriciales será detallado posteriormente. Por lo tanto se obtuvo de manera inicial una matriz con las siguientes dimensiones

$$[\text{número de muestras} \times 19 \text{ canales}]$$

Donde las 19 columnas estaban dados por 16 columnas correspondientes a los canales de EMG, 2 columnas correspondientes a los sensores de presión, y una columna correspondiente al tiempo. Antes de comenzar el procesamiento de las señales se procedió a suprimir la columna que contenía la información temporal, disminuyendo por lo tanto a 18 canales el contenido matricial.

Una vez obtenidas las señales, todas fueron centradas en cero, mediante la sustracción de la media para cada canal. La figura 5.1 muestra un ejemplo del registro de EMG en 8 canales para el miembro inferior izquierdo.

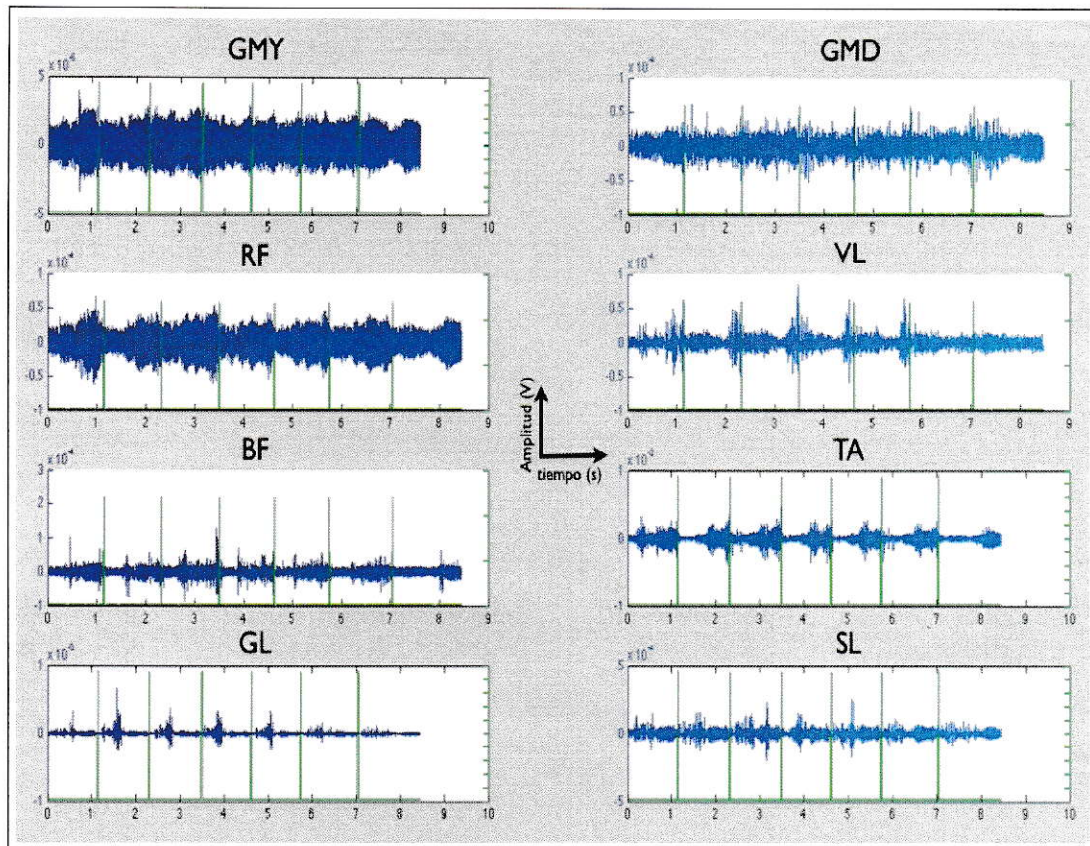


Figura 5.1: Electromiografía de miembro inferior izquierdo de acuerdo a tabla 4.2, las espigas verticales constituyen la señal entregada por el sensor de presión y determina la duración del ciclo de marcha. Aquí se aprecian seis pasos, y cada paso tiene componentes y duración diferente. GMY: gluteo mayor; GMD: gluteo medio; RF: recto femoral; VL: vasto lateral; BF: biceps femoral; TA: tibial anterior; GL: gastrocnemio lateral; SL: sóleo.

Posteriormente, se aplicó ANÁLISIS DE COMPONENTES PRINCIPALES (PCA) lo que permitió el ordenamiento en estructura vectorial del contenido de las señales, asegurando la independencia estadística de los datos que posteriormente serían procesados por el algoritmo de ANÁLISIS DE COMPONENTES INDEPENDIENTES (ICA). Es necesario señalar que el algoritmo PCA no realizó reducción de la dimensionalidad y la proyección se hizo considerando todos los componentes, de esta manera se

aseguró la convergencia en el procesamiento posterior. Brevemente, la idea de PCA es generar un conjunto de nuevas variables incorrelacionadas entre sí (que no tenga repetición o redundancia en la información) llamado conjunto de componentes principales, a partir de uno con variables correlacionadas (que miden información común). Las nuevas variables son combinaciones lineales de las anteriores y se van construyendo según el orden de importancia en cuanto a la variabilidad total que recogen de la muestra. Para el presente estudio se utilizó PCA mediante el método de covarianzas, ya que los datos son dimensionalmente homogéneos y presentan valores medios similares.

La implementación de los algoritmos PCA e ICA se realizó sobre el toolbox FastIca, el que se basa en el modelo desarrollado por Aapo Hyvärinen y Erkki Oja del Neural Networks Research Centre de la Universidad de Tecnología de Helsinki (Hyvärinen and Oja, 2000).

Para aplicar el algoritmo de ICA, además del procesamiento previo con PCA, se debió amplificar toda la estructura de la señal (incluyendo ambos sensores de presión) y luego determinar su matriz transpuesta. En la figura 5.2 se observan los componentes independientes obtenidos mediante uso de ICA.

El algoritmo implementado para el análisis de componentes independientes arrojó una matriz de tipo

$$[\text{componentes independientes} \times \text{número de muestras}]$$

donde los componentes independiente son todos aquellos que lograron converger. En este estudio se logró la convergencia de todos los datos gracias al tratamiento previo con PCA y a la amplificación de la señal de entrada a ICA. Los COMPONENTES INDEPENDIENTES se obtuvieron gracias al producto matricial entre la matriz W y

la matriz traspuesta de las señales registradas (entrada a ICA). Una vez obtenidos los componentes independientes para cada serie de marcha, en los diferentes sujetos evaluados, se procedió a eliminar aquello que presentasen mayor dispersión, este proceso implicó la pérdida de dimensionalidad, situación que se corrigió al modelar un nuevo componente independiente con amplitud cero.

La nueva representación de la señal de entrada se logró gracias a la reconstrucción obtenida mediante el producto matricial entre la matriz \mathbf{A} y los componentes independientes

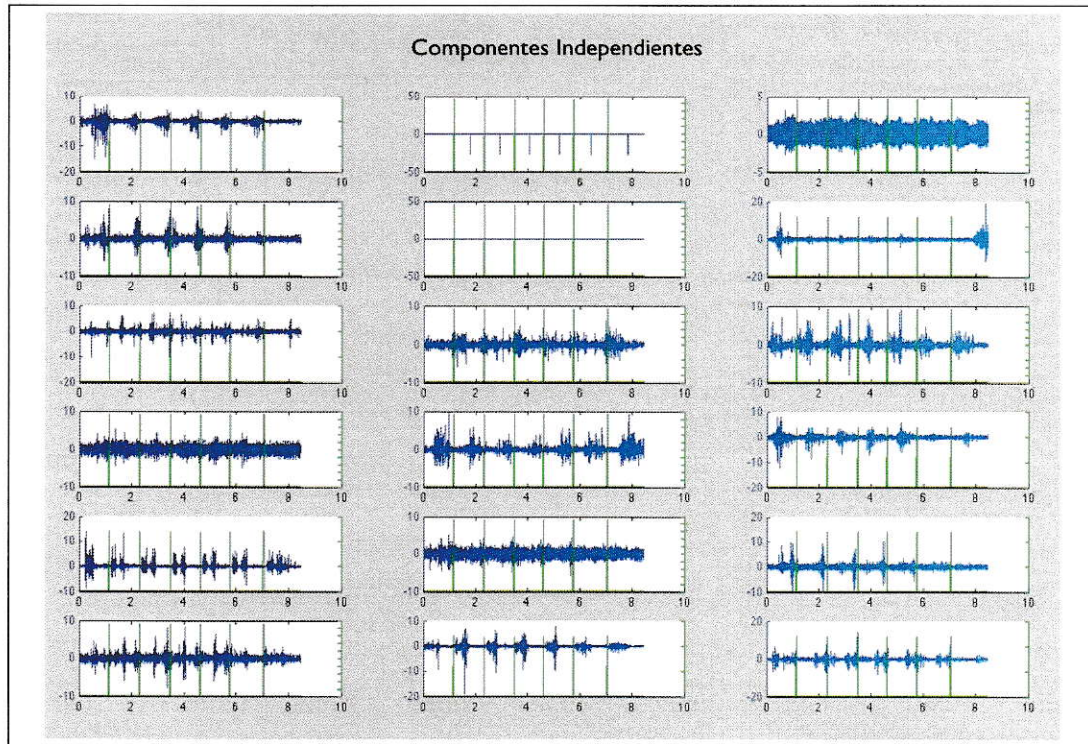


Figura 5.2: Representación gráfica de los componentes independientes de las señales electromiográficas posterior al procesamiento con ICA.

5.1. Segmentación

Cada matriz obtenida mediante procesamiento con ICA representó el comportamiento originado en la fuente de registro. Dada la gran varianza existente en la duración de cada paso en un mismo sujeto, fue necesario identificar el número de muestras incluidas en cada ciclo. Para realizar este proceso se implementó una rutina que permitió generar ventanas con el número de muestras contenida en cada ciclo. De este modo cada ventana contenía la información de los 18 canales de cada paso durante la marcha. Esta información se organizó en una estructura, a la cual posteriormente se aplicó un nuevo muestreo, de distribución uniforme, con el fin de obtener una representación común para todas las ventanas obtenidas. Considerando que el muestreo inicial fue de 4 KHz, se decidió realizar un sub-muestreo de 2 KHz, obteniendo así una nueva estructura cuyo contenido fue el número de ventanas, equivalente al número de ciclos durante la prueba, donde cada ventana contenía, a su vez, una matriz $[18 \times 2000]$, evidentemente 18 canales por 2000 muestras representativas.

Se estimó necesario eliminar la primera y última ventana por considerar que constituía una fase de preparación y de término del proceso de marcha respectivamente, lo que podría entregar información que no reflejase las condiciones de marcha regular, por ejemplo aceleración o frenado. Para eliminar estas dos ventanas se procedió a segmentar nuevamente todas las estructuras a través de la eliminación de las ventanas extremas. De este modo cada estructura cambió su dimensión, mientras que cada ventana no removida mantuvo su dimensionalidad.

5.2. Evaluación Punto a Punto

Para evaluar el comportamiento motor de cada músculo se debió establecer el patrón de actividad de cada canal durante cada ciclo de la marcha, por lo tanto se comparó cada ventana para una misma distribución temporal, este proceso se realizó para cada músculo. Matemáticamente se debió crear una nueva estructura que ahora estuviese definida por el número de canales, donde una de las dimensiones de cada canal fuese el número de ventanas. Esto dio como resultado una estructura de 18 componentes, cada uno de ellos formando una matriz [*numero de ventanas* \times 2000], de este modo la evaluación punto a punto se volvió trivial, pues sólo bastó considerar el mismo punto en cada ventana para cada componente de la estructura. La figura 5.3 ejemplifica el proceso anterior, se muestra la actividad del músculo gastrocnemio lateral derecho durante cada uno de los cuatro ciclos que se consideró en la marcha.

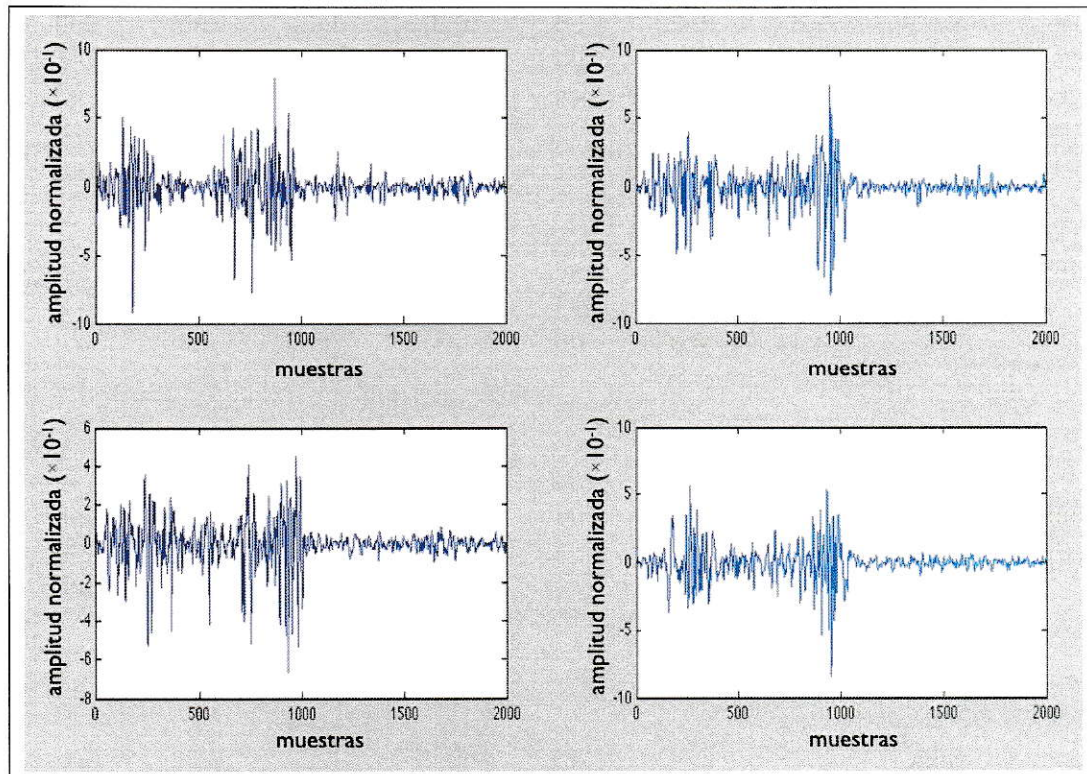


Figura 5.3: Representación de cada paso durante el ciclo de marcha para el músculo gastrocnemio lateral derecho

Una vez establecidas las señales correspondientes a cada ciclo de la marcha, definidas en cada ventana, se calculó el promedio para cada punto, estableciendo así un patrón para cada canal durante la marcha de un sujeto. La figura 5.4 muestra el comportamiento descrito para el músculo gastrocnemio derecho, donde las ventanas observadas en la figura 5.3 se presentan a través de un perfil específico para cada registro de marcha, en otras palabras, cada perfil muestra la activación representativa de un paso durante la marcha en un solo registro.

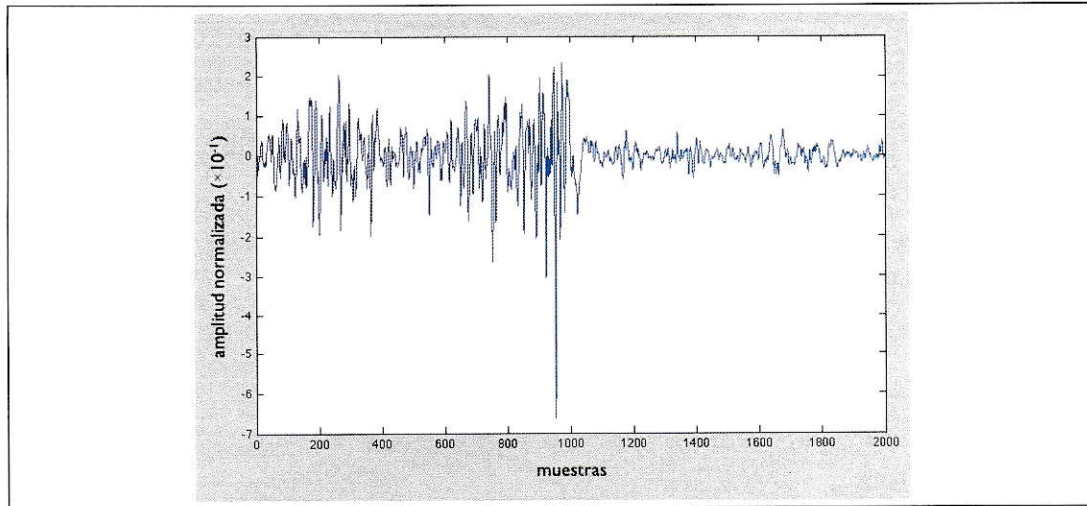


Figura 5.4: Representación promedio de cada paso durante el ciclo de marcha para el músculo gastrocnemio lateral derecho

5.3. Transformada de Hilbert y Envolvente

Obtenida la representación de cada paso de la marcha para cada canal de registro se calculó la envolvente de cada señal mediante la Transformada de Hilbert. En procesamiento de señales la TRANSFORMADA DE HILBERT es un operador lineal, es decir, es una aplicación entre dos espacios vectoriales que preserva la operación de suma y producto por un escalar. La Transformada de Hilbert $\mathcal{H}[g(t)]$ de una señal $x(t)$ se define como la convolución¹ de $x(t)$ con la señal $1/\pi t$

$$\mathcal{H}[x(t)] = x(t) * \frac{1}{\pi t}$$

lo que implica

$$\mathcal{H}[x(t)] = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{x(\tau)}{t - \tau} d\tau = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{x(t - \tau)}{\tau} d\tau$$

¹La convolución se define por $x * h(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(\tau)h(t - \tau)d\tau = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t - \tau)h(\tau)d\tau$

La transformada de Hilbert presenta una singularidad², y los límites de integración son infinitos, por lo tanto la Transformada de Hilbert, en estricto rigor, está definida por el VALOR PRINCIPAL DE CAUCHY.

El valor principal de Cauchy es un método para evaluar valores de ciertas integrales impropias, las que de otro modo se indefinirían.

El valor principal de Cauchy se obtiene considerando un intervalo finito de integración que es simétrico alrededor del punto de singularidad, sin embargo este intervalo excluye un subintervalo simétrico, tomando el límite de integración como la longitud de un intervalo próximo a ∞ , y simultáneamente un intervalo próximo a 0 (cero). Para este caso, se define como

$$\lim_{\epsilon \rightarrow 0^+} \left[\int_a^{b-\epsilon} f(x) dx + \int_{b+\epsilon}^c f(x) dx \right]$$

donde b es un punto en el cual la función $f(x)$ es tal que

$$\begin{aligned} \int_a^b f(x) dx &= \pm\infty && \text{para cualquier } a < b \text{ y} \\ \int_b^c f(x) dx &= \mp\infty && \text{para cualquier } c > b \end{aligned}$$

lo que establece que la transformada de Hilbert esté determinada por

$$\mathcal{H}[x(t)] = \frac{1}{\pi} \lim_{\epsilon \rightarrow 0^+} \left(\int_{t-1/\epsilon}^{t-\epsilon} \frac{x(\tau)}{t-\tau} d\tau + \int_{t+\epsilon}^{t+1/\epsilon} \frac{x(\tau)}{t-\tau} d\tau \right)$$

La envolvente $e(t)$ se determinó aplicando el módulo a la señal analítica (Hernandez-

²Una Singularidad corresponde a un punto en el cual un objeto matemático no está definido.

Montero and Gutierrez-Garcia, 2010), lo que se representa como

$$e(t) = |x(t) + j\hat{x}(t)|$$

donde $\hat{x}(t) = \mathcal{H}[x(t)]$.

La figura 5.5 representa la envolvente calculada mediante la transformada de Hilbert del patrón de activación del músculo tibial anterior durante la marcha. Impresiona el desplazamiento de fase de la señal registrada entre la extremidad derecha e izquierda, lo que se evidencia claramente en la figura 5.6.

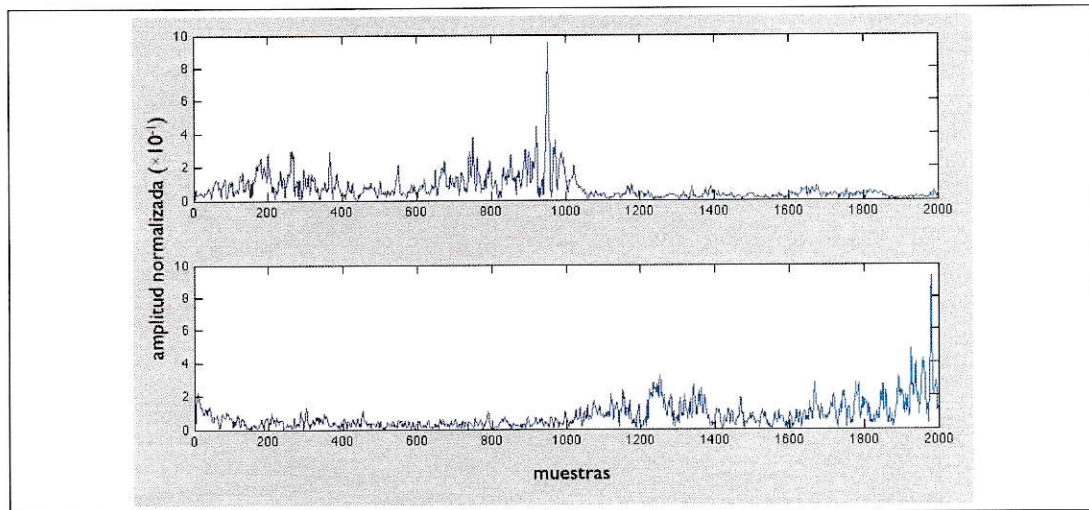


Figura 5.5: Envolvente de la señal obtenida de los músculos tibial anterior derecho e izquierdo

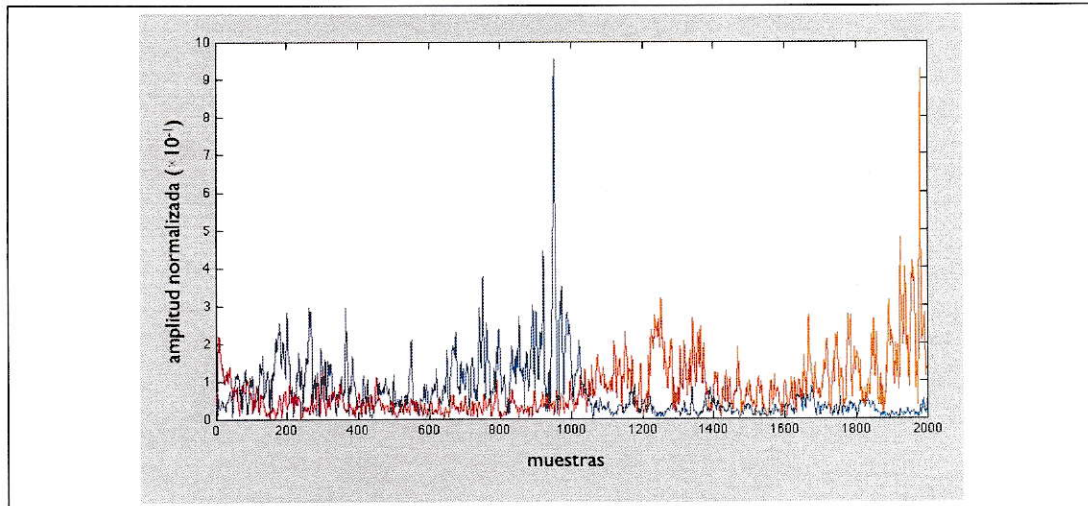


Figura 5.6: Relación de fase entre músculo tibial anterior derecho (rojo) e izquierdo (azul).

5.4. Activación Motora

Para determinar cuál porción de la señal corresponde efectivamente a una activación motora y no sólo ruido basal, se estableció un umbral heurístico, determinándose que una señal de activación motora estaba presente si, y sólo si la función es mayor a dos desviaciones estándar de la raíz media cuadrática (RMS) de la señal nativa, la cual evidentemente incluyó el ruido basal.

El cálculo de la desviación estándar se realizó de acuerdo al siguiente método

$$S = \left(\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \right)^{1/2}$$

El cálculo de la raíz media cuadrática se estableció de acuerdo a la ecuación

$$RMS \{x(t)\} = \sqrt{\frac{1}{T} \int_{t-T}^t x(t)^2}$$

donde $x(t)$ corresponde a la señal de entrada y $T = 1/\text{frecuencia fundamental}$

En la figura 5.7 se aprecia cómo responde la señal de entrada a la condición impuesta para determinar la activación motora. Nótese la cancelación de los potenciales con amplitud inferior al umbral establecido. Para facilitar el procesamiento de los datos, éstos se organizaron como estructuras numéricas, lo que permitió considerar a cada canal como una matriz independiente.

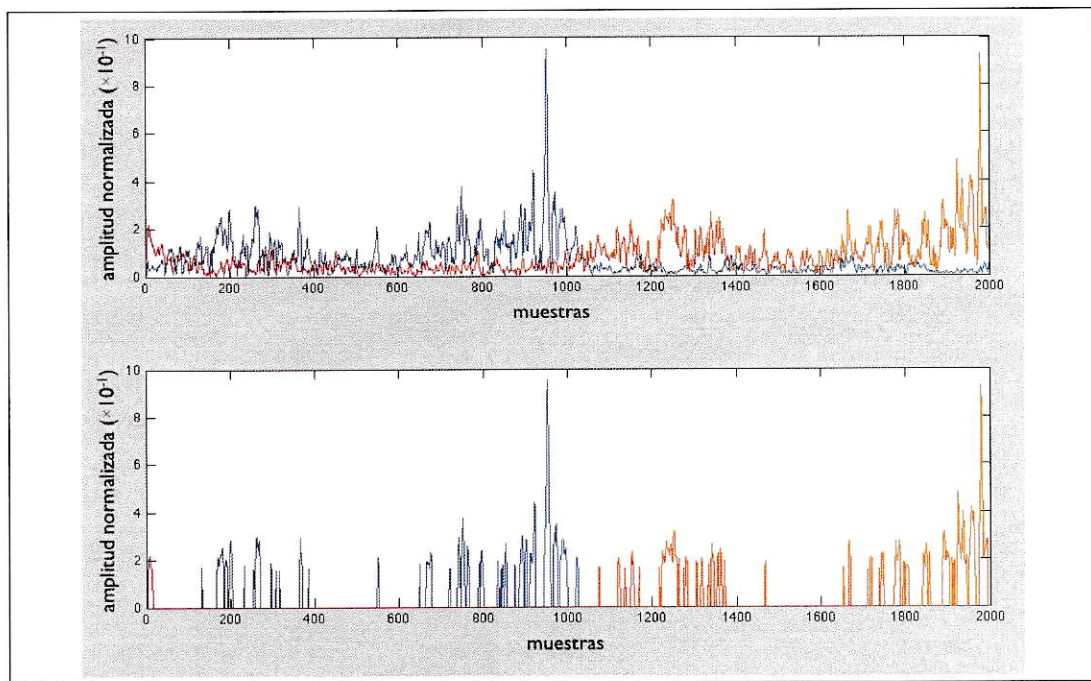


Figura 5.7: Detección de umbral para la activación motora en la señal promedio de cada paso durante el ciclo de marcha para los músculos tibial anterior derecho (rojo) e izquierdo (azul).

5.5. Definición de Perfil Individual

Una vez obtenidas las señales de cada canal, y habiéndose determinado el componente de la señal que correspondía a la activación motora, se procedió a determinar

un perfil individual en cada uno de los sujetos estudiados, esto es: establecer el patrón de activación para cada uno de los tres registros de marcha obtenidos durante la medición. Cabe recordar que cada individuo fue evaluado en tres oportunidades.

Para la obtención de este perfil se calculó la media para cada punto de las 2000 muestras presentes en cada ciclo, de este modo los tres registros se tradujeron en una única señal representativa de cada uno de ellos.

En resumen, la señal obtenida en esta etapa representa el comportamiento de cada canal en cada uno de los pasos dados durante los tres registros obtenidos. En consecuencia, para cada sujeto de estudio se obtuvo un patrón de activación motora característico de cada canal durante el ciclo de la marcha.

5.6. Definición de Perfil de Marcha

La determinación del patrón de activación motora durante la marcha humana se obtuvo mediante el cálculo de la media entre todos los sujetos registrados, esto es la determinación del valor promedio en cada punto de las dos mil muestras. Los valores obtenidos dan cuenta del comportamiento motor de la musculatura registrada en cada electrodo o canal, durante un ciclo de la marcha.

Con el fin de facilitar la interpretación de la secuencia de activación, se realizó un suavizado de las señales. Para este proceso se implementó un filtro con el método de ventaneo gaussiano de longitud $N = 10$.

La ventana gaussiana se define por la siguiente ecuación:

$$w(x) = e^{-1/2(\alpha^2 x^2/M^2)} \quad -M \leq x \leq M$$

donde $M = (N - 1)/2$ y x es un vector espaciado linealmente de longitud N y α

está dado por

$$\alpha = \frac{(N - 1)}{2\sigma}$$

y σ corresponde a la desviación estándar

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (x_k - \bar{x})^2}$$

La figura 5.8 muestra un resumen del método utilizado en el análisis de los datos a través de un diagrama de bloques.

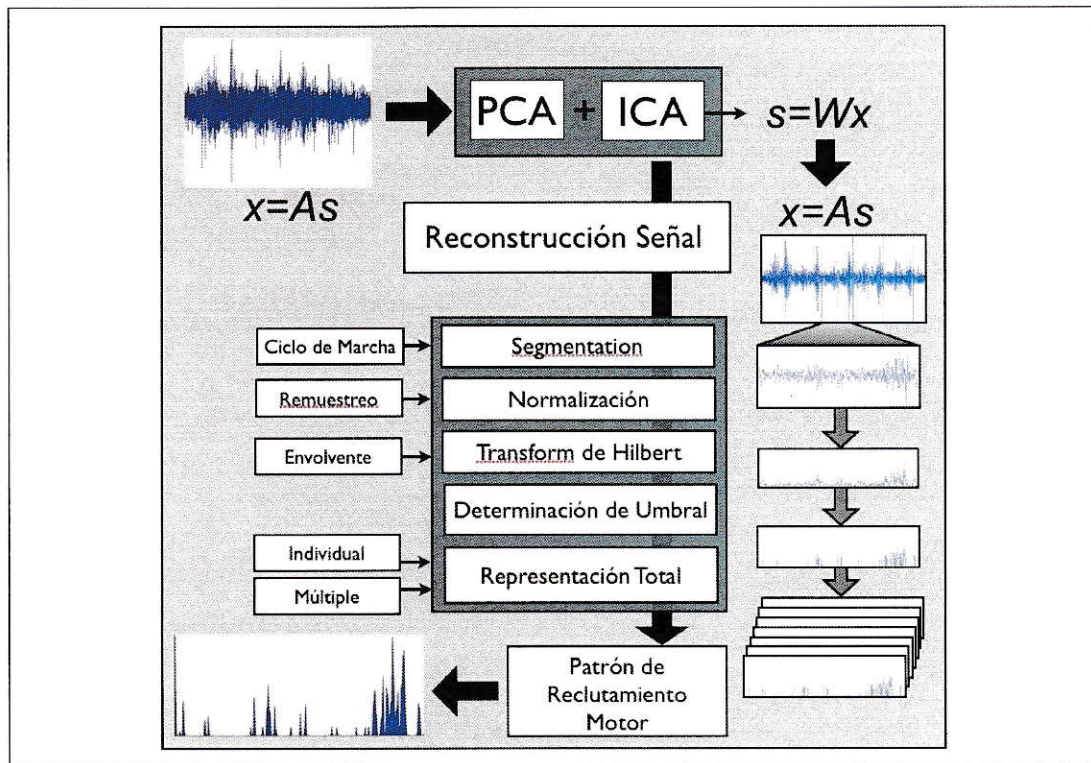


Figura 5.8: Diagrama de bloques con la estructura utilizada para el análisis de los datos.

Capítulo 6

Resultados

6.1. Análisis de Componentes Independientes

Los resultados obtenidos mediante el procesamiento descrito en el capítulo anterior demuestran que el ANÁLISIS DE COMPONENTES INDEPENDIENTES es una herramienta poderosa en el tratamiento de señales biológicas, particularmente las de electromiografía. Su aplicación permite, además de comportarse como un filtro, obtener información proveniente de las fuentes de interés, eliminando los componentes que tienen otro origen. Esto resulta extremadamente relevante, ya que sólo se extraen los potenciales de unidad motora.

Desde un punto de vista analítico, es necesario aclarar que este método es mucho más robusto que un filtro tradicional, pues estos últimos sólo eliminan parte del ruido, pero resultan insuficientes para el tratamiento de señales complejas, sobre todo si los componentes de frecuencia a eliminar también son de interés en el estudio. Además el comportamiento no ideal de los filtros, sean de respuesta finita o infinita, genera deformación de la señal entregando información de señal biológica donde no necesariamente se encuentre ésta. Por otro lado un método basado sólo en filtrado de

la señal no permite la separación de fuentes, lo que adquiere relevancia, pues por regla general las señales recibidas por los electrodos de registro son mezclas que proceden de varias fuentes independientes, las cuales al transmitirse por un medio pueden sufrir alteraciones debidas a dicho medio, recibiendo los sensores una información que es una mezcla de las fuentes originales. El objetivo de la separación de fuentes consiste en tomar estas mezclas y obtener a partir de ellas las señales originales puras. El método propuesto en este documento resultó exitoso en la solución de este problema, logrando determinar las fuentes originales, separándolas de los componentes que no resultaron de interés, basándose en que los procesos que generan las diferentes señales son estadísticamente independientes.

La figura 6.1 muestra la señal electromiográfica antes y después del procesamiento con ICA, para mayor comprensión se presenta como unidad de muestra sin convertir al dominio temporal. Resulta evidente la obtención de una señal enmascarada originalmente por componentes que no son propios de la fuente original.

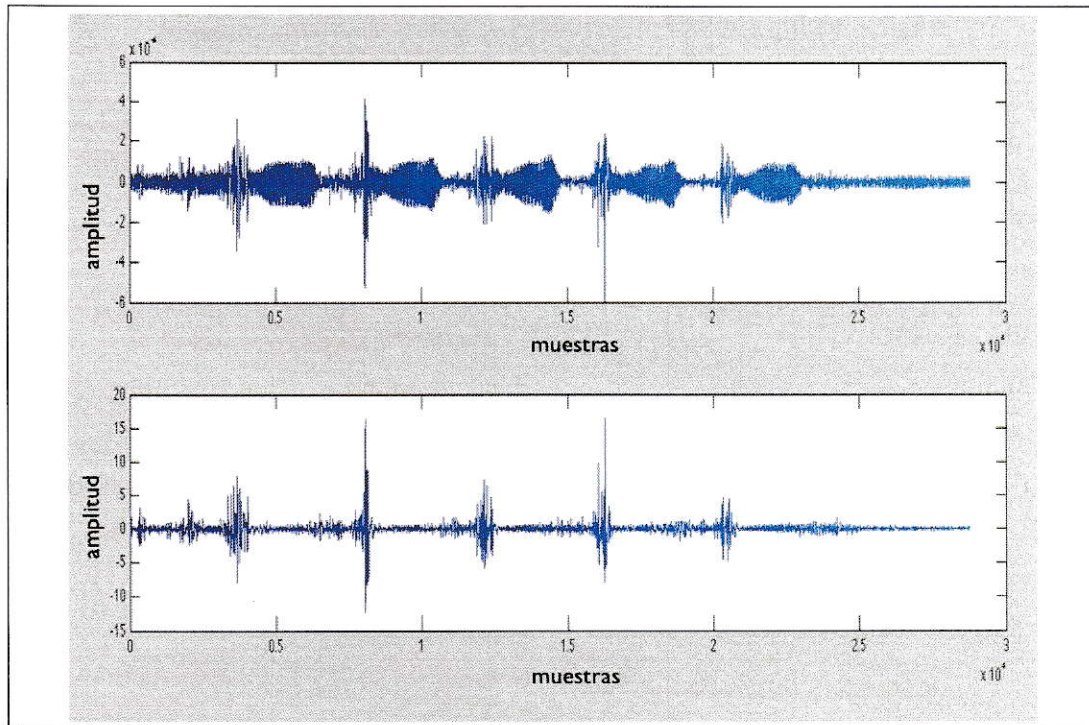


Figura 6.1: Representación de una señal de electromiografía antes (arriba) y después (abajo) de procesar con ICA.

La señal obtenida mediante procesamiento con ICA es una buena representación de la fuente original, en este caso de los potenciales de motoneuronas, constituyendo una excelente base para el posterior análisis funcional de ésta.

Luego, el tratamiento de las señales en formato de estructuras matriciales permitió el manejo matemático eficaz del conjunto de canales, sobre todo considerando la gran cantidad de información de la que se dispuso. Además se evitó el uso de filtros digitales que eliminan componentes de interés, tampoco fue necesario interpolar los datos con el fin de normalizarlos, situaciones habituales en el análisis de señales electromiográficas (Hug and Dorel, 2009). El algoritmo de procesamiento implementado facilitó la obtención de señales representativas de la función muscular, resultando coherente en cuanto al patrón biomecánico de activación obtenido.

6.2. Patrón de Activación Motora

El algoritmo de procesamiento desarrollado permitió la obtención del patrón de marcha para cada extremidad en la muestra evaluada. En la figura 6.2 se puede observar las señales posterior al método de procesamiento propuesto, incluyendo ventaneo gaussiano.

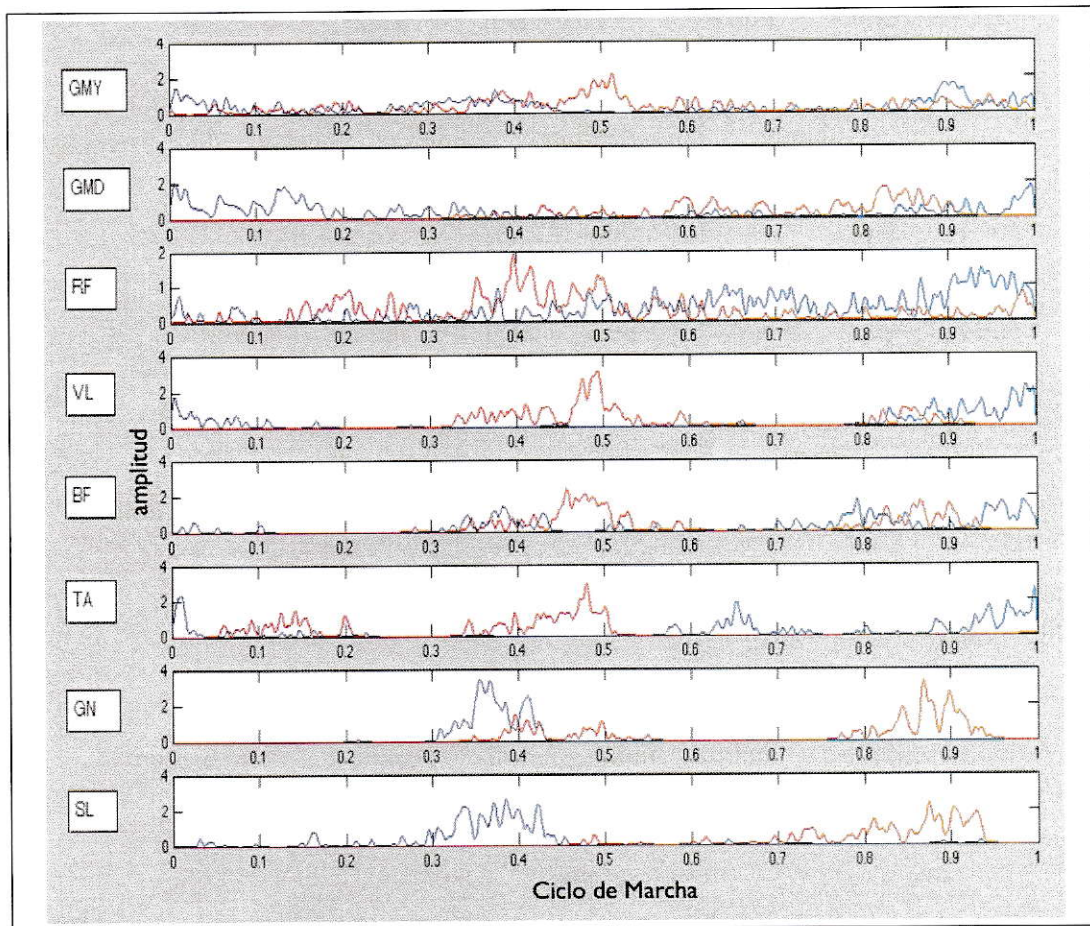


Figura 6.2: Señales correspondientes a la secuencia de activación motora posterior a un filtrado gaussiano

Se obtuvo una representación para cada uno de los 18 canales utilizados en el registro, y se estableció con precisión el ciclo de marcha gracias a la función impulso

que determinó su inicio y término. La representación obtenida muestra un comportamiento motor similar en ambas extremidades inferiores, destacando el corrimiento de fase en la activación motora. Además se presenta una organización bastante más compleja que un cúmulo de reflejos automatizados, impresionando la presencia de co-activaciones de músculos aparentemente antagonistas como el tibial anterior y gastrocnemio lateral durante la fase de oscilación, igual situación ocurre entre el vasto lateral y el biceps femoral.

Un aspecto notablemente importante es la demostración de un corrimiento de fase de medio ciclo o 180° en la actividad miográfica de ambas extremidades inferiores, lo cual se relaciona con el comportamiento biomecánico y los requerimientos funcionales durante el desplazamiento. Es importante destacar que no existen estudios que demuestren esta relación, sobre todo considerando las diferencias entre el método de procesamiento planteado en el presente trabajo y los métodos tradicionales. La figura 6.3 muestra la relación de fase entre la extremidad inferior derecha e izquierda para músculos tradicionalmente considerados antagonistas, destacando la presencia de contracciones sinérgicas entre el recto femoral y el biceps femoral. Esta situación demuestra que no se puede considerar el patrón de marcha como una simple relación de músculos agonistas y antagonistas.

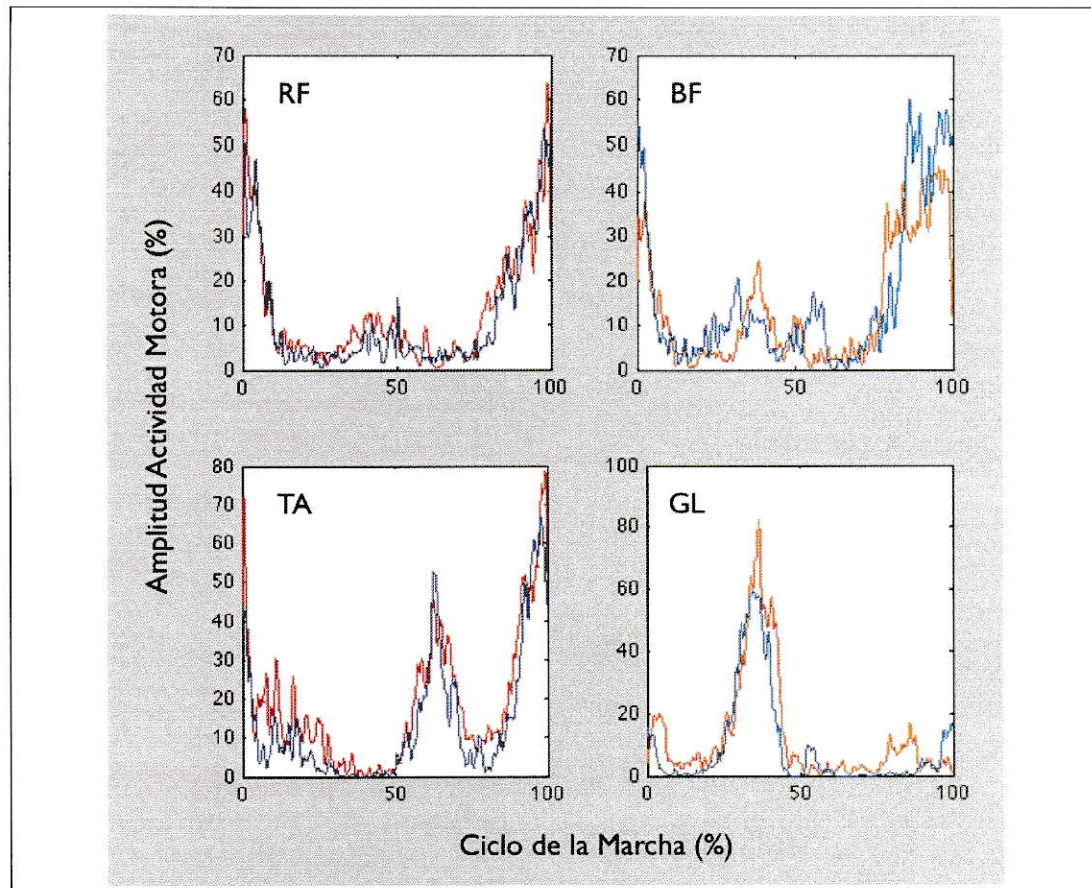


Figura 6.3: Relación de fase entre músculos considerados antagonistas en miembro inferior derecho (rojo) e izquierdo (azul). RF: recto femoral; BF: biceps femoral; TA: tibial anterior; GL: gastrocnemio lateral.

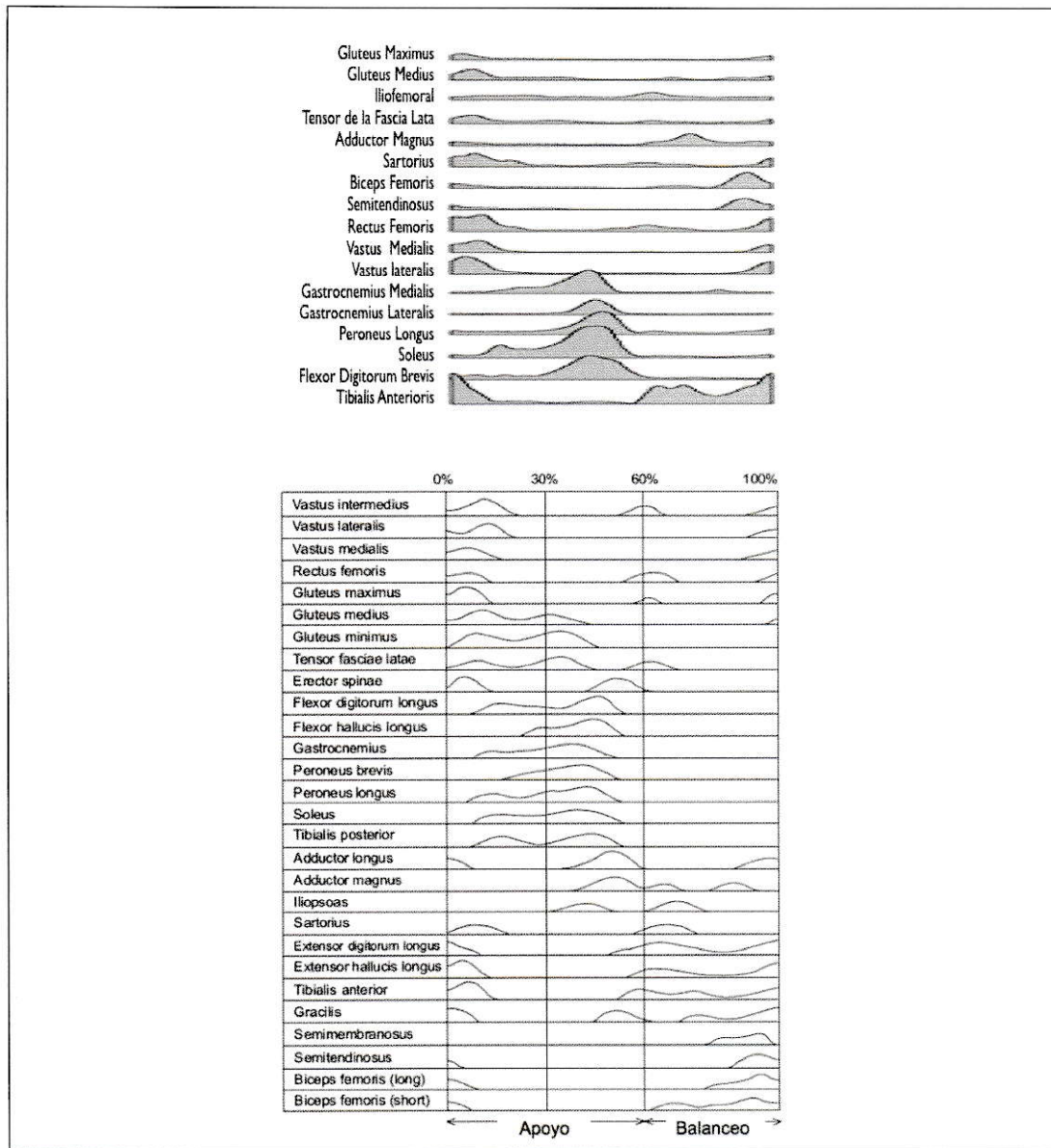


Figura 6.4: Patrón de activación para los músculos de extremidad inferior. Arriba: Secuencia de activación motora según Ivanenko. Abajo: Secuencia de activación motora según Vaughan

A pesar que los resultados son parecidos a los obtenidos por Ivanenko (Ivanenko, 2003, 2006) y Vaughan (Vaughan et al., 1999), se observan activaciones que no se evidencian en sus estudios, además en ambos casos se aprecia que el suavizado

producto del filtro pasa bajo de baja frecuencia termina por generar un estiramiento de la señal y consecuente sesgo. En la figura 6.5 se comparan los resultados obtenidos en este estudio con los de Ivanenko, y en la figura 6.6 con los trabajos de Vaughan.

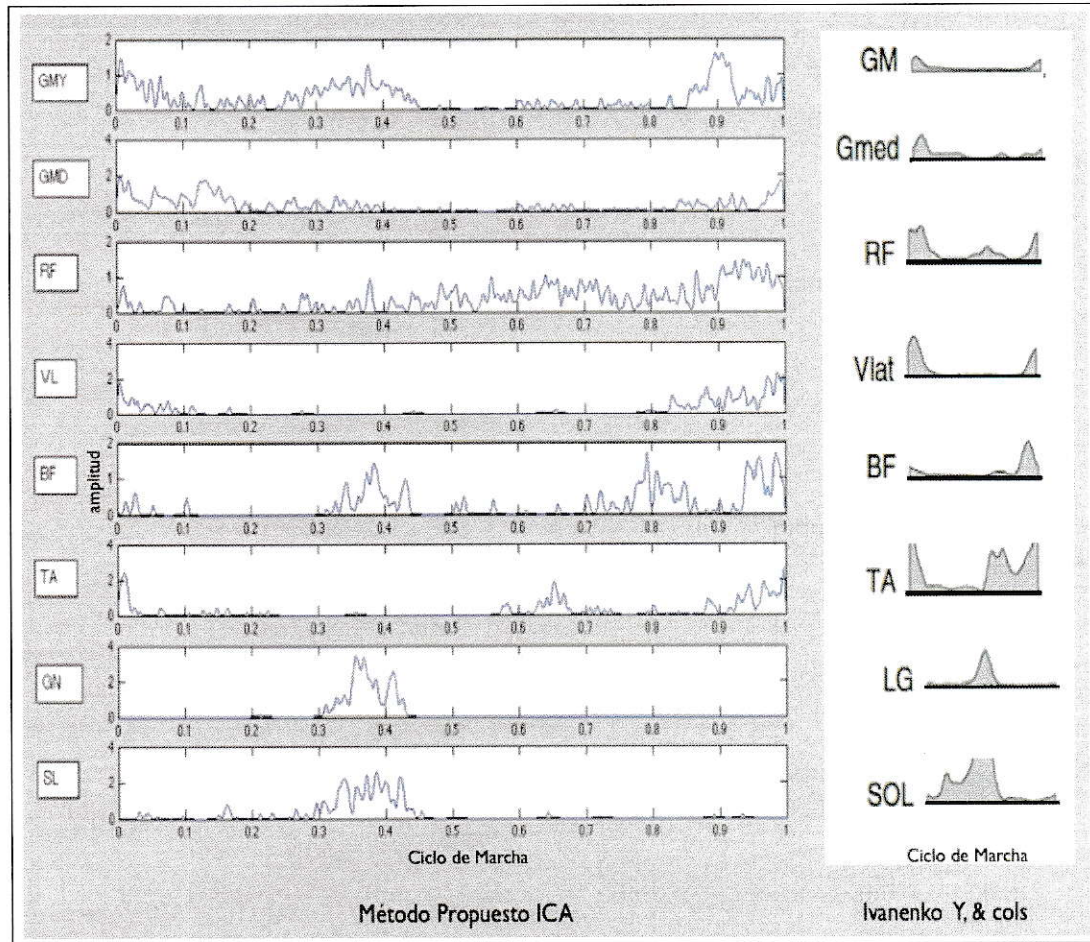


Figura 6.5: Comparación entre los resultados obtenidos en el presente estudio y los de Ivanenko y cols.

Al comparar los resultados del presente estudio con los obtenidos por Ivanenko y cols. se aprecia que el procesamiento realizado con ICA permite la obtención de señales no registradas en los trabajos de estos autores. Llama la atención la presencia de actividad motora en el glúteo mayor durante el 20% y 45% del ciclo de la

marcha, correspondiente al apoyo medio y apoyo final de la extremidad inferior izquierda, ambas fases durante el apoyo monopodal. Situación que resulta coherente si se analiza el ciclo desde el punto de vista mecánico, pues se hace necesario estabilizar la extremidad inferior en relación a pelvis y tronco mientras descansa todo el peso corporal sólo en esa extremidad. También destaca la activación del biceps femoral durante el 30 % al 50 % del ciclo de la marcha, situación tampoco descrita en los estudios de los autores citados, lo que corresponde al apoyo final y a la fase previa a la oscilación. Biomecánicamente necesaria para realizar despegue de talón, pues es indispensable que ocurra flexión de rodilla para iniciar la elevación del pie.

La descripción realizada por Vaughan y cols. no dista mucho de las observaciones de Ivanenko, evidenciándose prácticamente las mismas diferencias con el presente estudio. Sin embargo destaca el hecho que nuestro estudio muestra una activación evidente del recto femoral a partir de ocurrido un 30 % del ciclo de la marcha hasta finalizado éste, mientras que Vaughan describe sólo una activación aislada alrededor del 60 % del ciclo. Situación que biomecánicamente corresponde a la necesidad de generar elevación de la extremidad durante la oscilación de ésta, así se favorece el desplazamiento del cuerpo hacia anterior.

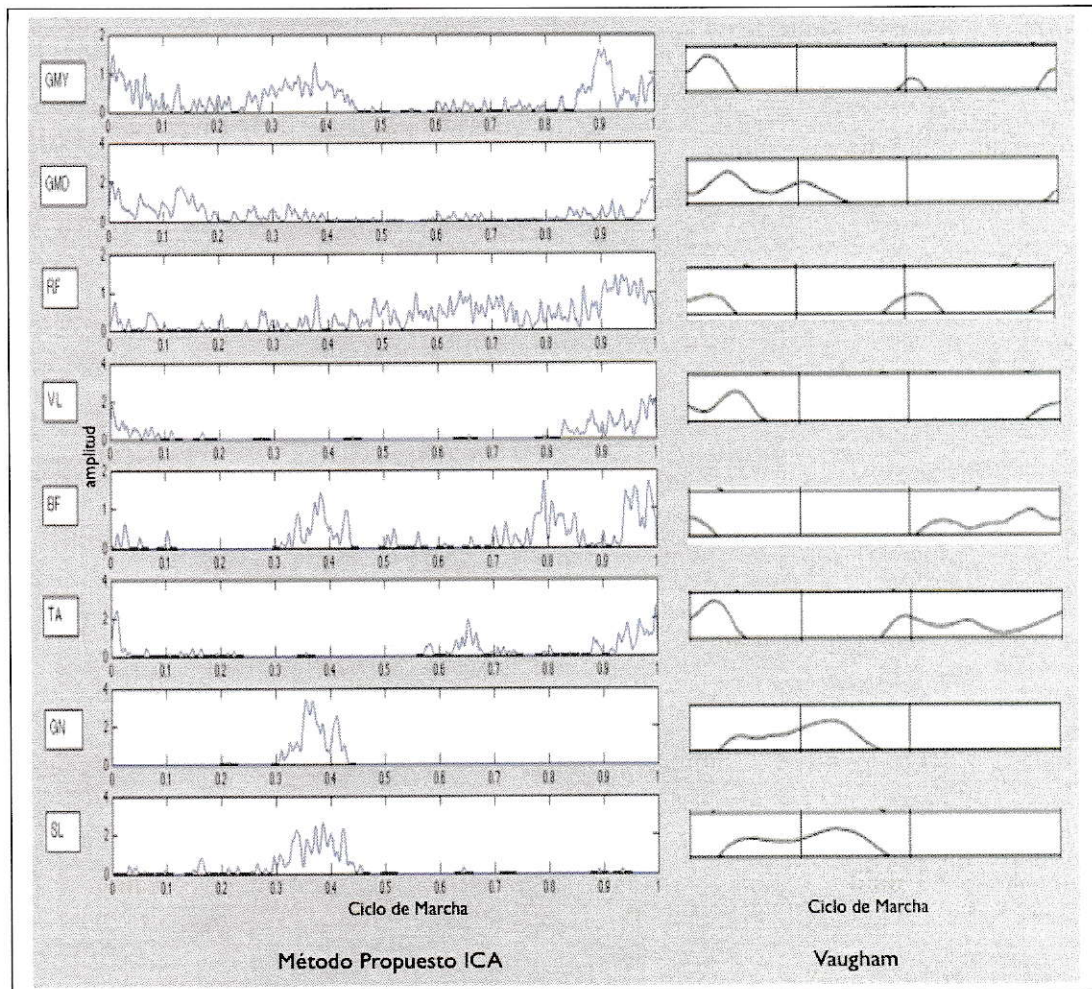


Figura 6.6: Comparación entre los resultados obtenidos en el presente estudio y los de Vaughan y cols.

Para una mejor comprensión, la figura 6.7 muestra el correlato entre el patrón de activación motora para los músculos estudiados y las respectivas fase de la marcha, estableciéndose como frontera el contacto inicial, situación que para efectos del algoritmo utilizado se procesó como una función impulso. Además la tabla 6.1 muestra la activación motora en las diferentes fases de la marcha de acuerdo a los resultados obtenidos, especificando cuáles músculos presentaron actividad electromiográfica en cada fase particular..

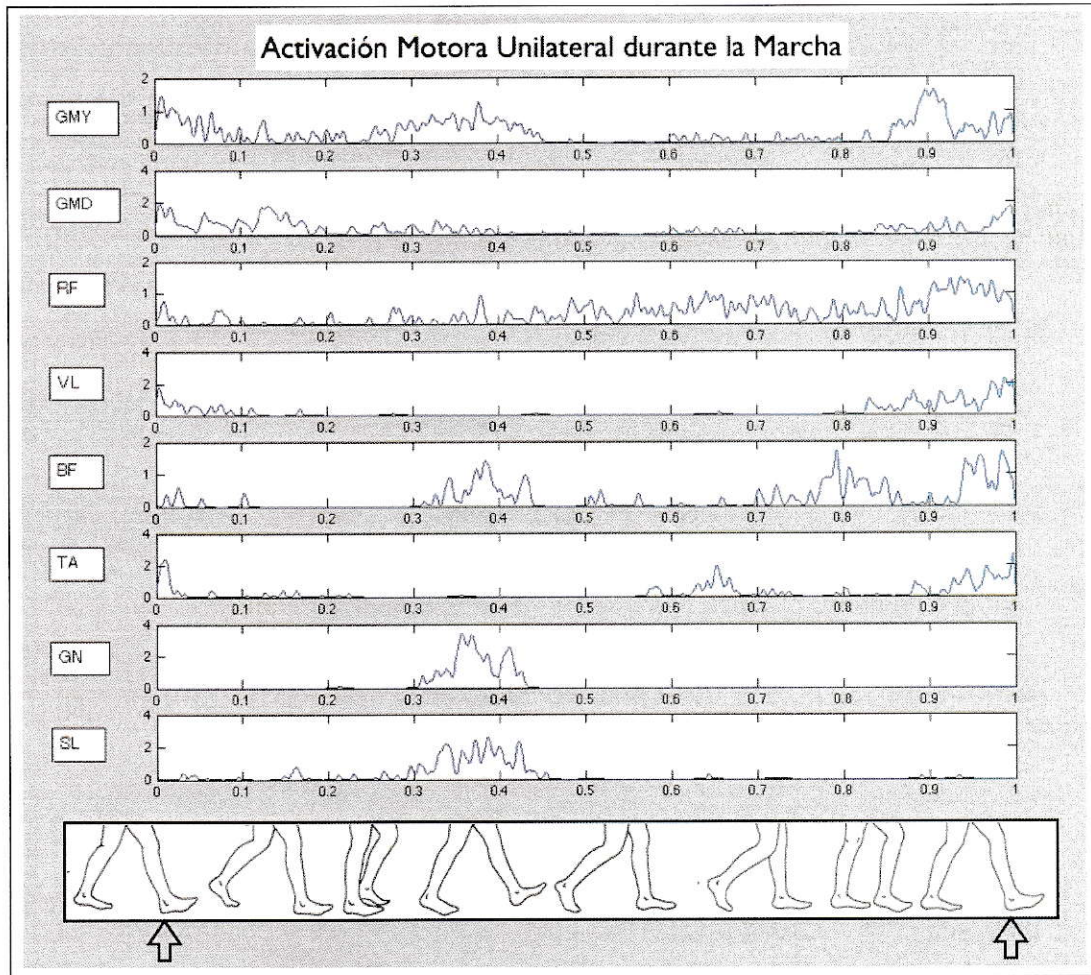


Figura 6.7: Perfil de activación motora durante las diferentes etapas de la marcha. El registro corresponde a extremidad inferior izquierda

Fase de la Marcha	Activación Motora
Contacto Inicial (0-2 %)	Gluteo Mayor, Gluteo Medio, Recto Femoral, Vasto Lateral, Tibial Anterior
Respuesta a la Carga (0-10 %)	Gluteo Mayor, Gluteo Medio, Recto Femoral, Vasto Lateral, Tibial Anterior, Biceps Femoral
Apoyo Medio (10-30 %)	Gluteo Mayor, Gluteo Medio, Soleo, Tibial Anterior, Vasto Lateral, Recto Femoral
Apoyo Final (30-50 %)	Gluteo Mayor, Gluteo Medio, Recto Femoral, Biceps Femoral, Gastrocnemio Lateral, Soleo
Previa a la Oscilación (50-60 %)	Recto Femoral, Biceps Femoral, Tibial Anterior
Balanceo Inicial (60-73 %)	Recto Femoral, Biceps Femoral, Tibial Anterior
Balanceo Medio (73-87 %)	Gluteo Mayor, Recto Femoral, Vasto Lateral, Biceps Femoral
Balanceo Final (87-100 %)	Gluteo Mayor, Gluteo Medio, Recto Femoral, Vasto Lateral, Biceps femoral, Tibial Anterior

Cuadro 6.1: Descripción de los músculos con actividad de EMG para cada fase de marcha.

Capítulo 7

Discusión

En el presente estudio se propuso el método de análisis de componentes independientes para el procesamiento de señales musculares extraídas durante la marcha humana, este algoritmo resultó eficaz para la determinación de fuentes diferentes, logrando la representación de la actividad motora en todos los sensores utilizados. Luego, el procesamiento matemático presentado permitió obtener la representación de la señal de cada músculo registrado y consecuentemente establecer la secuencia de activación motora durante la marcha.

La primera limitante en este estudio fue la definición precisa de un ciclo de marcha, considerando la alta variabilidad entre sujetos e incluso dentro de un mismo sujeto, donde se puede encontrar ciclos de diferente duración. Esto se solucionó con la creación del sistema de sincronización, que resultó una herramienta fundamental al determinar las características en cada paso para cada sujeto en todas las pruebas realizadas. Desde esta perspectiva se puede asegurar que el método empleado fue altamente eficaz para la posterior segmentación de la señal de marcha.

En cuanto al tratamiento de la señal, los métodos tradicionales de procesamiento electromiográfico basados en el uso de filtros digitales, principalmente de respues-

ta finita al impulso (FIR), se eliminan componentes de frecuencia, que en muchas ocasiones también son de interés en el estudio de la función muscular, esto sesga la información a procesar y otorga una base incompleta para la determinación del inicio de la actividad motora (determinación de potenciales de unidad motora). El método propuesto evitó este sesgo, pues retornó la señal original, independiente de la contaminación a la que haya estado expuesta. Además disminuyó el efecto de cross-talk presente en los registros de electromiografía, los cuales prácticamente no pueden ser eliminados con los métodos tradicionales (Johanson and Radtka, 2006). De igual manera, la disipación de la señal muscular a través del tejido, por el volumen de conducción, dificulta la identificación de patrones de activación individual con estos métodos. Sin embargo, el algoritmo propuesto disminuyó los efectos no deseados de estos factores, constituyendo de este modo una importante herramienta en el procesamiento de las señales electromiográficas. Cabe señalar que este es el primer estudio donde se aplica el algoritmo de análisis de componentes independientes en la prueba funcional de marcha, lo que establece una excelente plataforma para su posterior uso en estudios de actividad electromiográfica en diferentes pruebas o condiciones de funcionalidad, esto tanto desde la clínica como de la investigación en laboratorios especializados.

El adecuado procesamiento de las señales de EMG es de suma importancia cuando se piensa en rehabilitación o en el desarrollo de sistemas de compensación funcional, tales como neuroprótesis o estimulación eléctrica funcional, ya que el conocimiento cabal de la señal eléctrica involucrada en la acción muscular permitirá la posterior simulación o modelamiento de tal actividad, para lograr finalmente corregir, mejorar o incluso reemplazar la función alterada.

El posterior procesamiento de las señales de EMG que incluyó el uso de la transformada de Hilbert para la estimación de la envolvente, permitió considerar todos

los componentes reales de las señales, evitando la pérdida de información debido al filtrado pasa bajo que habitualmente se usa en este tipo de estudios.

También resultó importante analizar el ciclo de marcha como unidad funcional mediante la normalización de éste, de esta forma se evitaron los efectos negativo ejercidos por las variantes anatómicas que pudiesen diferenciar la marcha entre diferentes sujetos, esto es longitud de las extremidades, longitud de la zancada, postura, velocidad de la marcha, etc.

Respecto a la marcha, los primeros estudios para la determinación de la actividad motora (diferencia ruido-síñal) eran visuales, y se realizaban sobre la señal original. Posteriormente evolucionó a métodos más sofisticados, la mayoría basados en modelos matemáticos. Perry y Chang en 2007 (Perry, 2010; Chang et al., 2007) utilizaron un método de simple umbral de amplitud para la detección de actividad motora. Perry reportó como actividad muscular toda la señal que superara el 5 % de la contracción voluntaria máxima (CVM) en un test manual y tuviese una duración de al menos 5 % del ciclo de marcha, mientras que Chang la definió como tal, sólo si era mayor a 2 veces la desviación estándar de la actividad promedio. Agostini (Agostini et al., 2010) utilizó un método más sofisticado de doble umbral para estudiar la activación muscular durante la marcha.

En el presente estudio la determinación del inicio de la actividad motora se realizó mediante la estimación de un umbral definido por dos veces la desviación estándar de la raíz media cuadrática de la señal, lo que entrega información de la distribución de los datos que la componen, permitiendo así disponer de una herramienta objetiva para la definición de la amplitud necesaria para ser considerado actividad motora propiamente tal. A juicio del autor este método podría ser mejorado mediante el uso de un sistema de clasificación, como máquina de soporte vectorial, método bayesiano o análisis discriminante lineal de Fisher entre otros, lo que abre las puertas para

futuras investigaciones en el tema.

En cuanto a los perfiles de activación motora, actualmente hay escasez de datos normativos para los patrones de EMG durante la marcha. Los datos entregados por Perry, Ivanenko y Vaughan siguen siendo aun las únicas referencias consideradas como datos normativos. Sin embargo, se consideran relevantes las diferencias encontradas en el presente estudio, que ubican en algunos casos la actividad muscular registrada fuera de las fases descritas por estos autores.

En general, para la actividad muscular del gluteo medio y vasto lateral se encontró similitud en los rangos de activación, exceptuando lo que ha publicado Perry, ya que las activaciones descritas en su estudio están en desfase con estos resultados (Perry, 2010). Respecto al biceps femoral, se encontró las mayores diferencias con la literatura, debido a que el patrón clásico reportado (Agostini et al., 2010; Ivanenko, 2003, 2006; Perry, 2010; Chang et al., 2007) posee solo un peak de activación, mientras que en este estudio se encontró un patrón de dos peaks. Para el músculo tibial anterior, sólo se halló cierta similitud con Agostini, ya que Perry ubica la actividad de este músculo (inicio y término) en fases totalmente distintas. Por otro lado, se encontró que los músculos gastrocnemio lateral y soleo presentaron un perfil de activación similar a lo publicado por Ivanenko.

Las diferencias que los presentes resultados arrojaron respecto a la literatura pueden ser explicadas por varios factores, entre ellos la ubicación de los electrodos, la metodología de procesamiento y la cantidad de personas evaluadas. Respecto a la metodología de procesamiento, este método presenta grandes diferencias con las propuestas tradicionales, particularmente en aspectos como filtrado de la señal y construcción de la envolvente. No obstante, la diferencia fundamental descansa en el hecho que fue posible reconstruir las señales electromiográficas a partir de los componentes independientes de interés. Esto permitió la obtención de señales coherentes

con la biomecánica de la marcha, mostrando un alto grado de organización neuro-motor, lo que queda de manifiesto en el cambio de fase observado entre la extremidad inferior derecha e izquierda. Situación que puede ser fundamentada basándose en la activación de los centros generadores de patrones y su compleja organización.

Otro aspecto relevante corresponde a la demostración de un corrimiento de fase de 180° entre la activación motora de la extremidad inferior derecha e izquierda, observándose además que existe activación simultánea entre músculos tradicionalmente considerados antagonistas. Este fenómeno de co-contracción demuestra que el patrón de marcha no puede, simplemente, considerarse un sistema de inhibición y activación recíproca.

Por último, lo reducido de la muestra condiciona la representatividad de los resultados, tanto en el número de personas como el número de ciclos. No obstante, dado los objetivos planteados en el presente documento, la muestra estudiada permitió el logro de éstos. Los resultados obtenidos demostraron lo robusto del algoritmo desarrollado, pues las secuencias de activación motora obtenidas tienen estrecha relación con el comportamiento funcional y mecánico de las extremidades inferiores durante la marcha. Esto favorece la interpretación y potenciales alcances clínicos que implica el análisis de este tipo de información.

Los resultados aquí obtenidos constituyen una importante base para futuras investigaciones en el campo de procesamiento de señales biológicas, abriendo las puertas para la ejecución de modelos más precisos, tanto en el procesamiento como en el análisis de las señales. Además, el correcto manejo de los datos de EMG repercutirá positivamente en la interpretación que se realice de ellos, por ejemplo en diagnóstico y tratamiento de algunas condiciones clínicas.

Capítulo 8

Conclusión

Del trabajo expuesto se pueden realizar las siguientes conclusiones:

1. Se consiguió describir el patrón de activación motora durante la marcha en sujetos sanos a través de un análisis electromiográfico en el dominio del tiempo mediante el uso de algoritmo de análisis de componentes independientes, con resultados satisfactorios, ya que permitió su interpretación y comparación respecto a la literatura, observándose claras ventajas respecto a los métodos tradicionales de procesamiento y análisis de señales biológicas. Estas ventajas se hacen patente al comparar con estudios de otros autores, los que se basan en métodos menos robustos, destacando que con el método propuesto en este documento se logró la detección de actividad motora que no ha sido descrita previamente.
2. Los perfiles de activación que se lograron presentan estrecha relación con las diferentes fases de la marcha, destacando el alto nivel de organización neuro-motora al comparar la secuencia de activación entre ambas extremidades. Existe un desfase exacto de medio ciclo entre la secuencia de activación de éstas, lo que apoya los modelos de control neural basados en generación de ritmo y de

patrones, donde existe activación sinérgica en algunos instantes entre músculos considerados antagonistas. Dicho de otro modo no se puede considerar sólo como un sistema organizado de centros medios o de inhibición recíproca, sino más bien un sistema altamente organizado para dar cumplimiento a los requerimientos funcionales. El mejor ejemplo está dado por la actividad estabilizadora del gluteo mayor no registrada en estudios anteriores y que se evidenció en este documento.

3. Se implementó satisfactoriamente un algoritmo de procesamiento de señales electromiográficas, el cual permitió separar fuentes independientes y posteriormente reconstruir las señales a partir sólo de las fuentes de interés que se asociasen a actividad eléctrica muscular, disminuyendo los factores de contaminación como el sesgo por filtrado pasa bajo, o la pérdida de información producto de la rectificación de media onda que se realiza en los métodos tradicionales. Obteniendo, de esta manera, señales de EMG limpias de ruido y sin pérdida de información muscular, las que pudieron ser procesadas en el dominio del tiempo y permitieron lograr los perfiles de activación que se han expuesto.
4. La suma de todos los métodos propuestos para la construcción de este algoritmo incluyó el centrado de la línea isoelectrica, procesamiento con PCA, amplificación de la señal, ICA (con todas sus etapas), segmentación, normalización, transformada de Hilbert para el cálculo de la envolvente, determinación del inicio de la actividad motora, y filtrado gaussiano.
5. Pensando en futuras investigaciones, en relación a los protocolos de recolección y procesamiento, se debe realizar un análisis con una mayor cantidad de participantes y de ciclos por cada uno de ellos, ya que esto permitirá extrapolar los

datos obtenidos a una mayor población. Por otro lado, es importante utilizar una cantidad adecuada de sensores de presión y correlacionarlo con un estudio cinemático, con el fin de establecer una relación objetiva de las fases de la marcha y su actividad eléctrica muscular. En cuanto al procesamiento de las señales, es necesario mejorar el método de detección de la activación muscular, para permitir una mejor caracterización y análisis de ciclos individuales. Resulta relevante considerar, además, todo el instrumental que implica este tipo de registro, lo que podría entregar algún tipo de sesgo al proceso de marcha, ya que el sujeto porta entre otros: electrodos, marcadores, cables, etc. todos elementos ajenos a la marcha funcional. Considerando el actual escenario tecnológico, se podrían disminuir estas variables mediante el uso de herramientas telemétricas.

6. Finalmente, los resultados obtenidos en cuanto al patrón de activación motora transforma esta información en material fundamental en el estudio del comportamiento motor durante la marcha humana. Convirtiéndose en un excelente material de apoyo pedagógico para la enseñanza de ésta.

Bibliografía

- Agostini, V., Nascimbeni, A., Gaffuri, A., Imazio, P., Benedetti, M., and Knaflitz, M. (2010). Normative emg activation patterns of school-age children during gait. *Gait & Posture*, 32(3):285–289.
- Albertus-Kajee, Y., Tucker, R., Derman, W., and Lambert, M. (2010). Alternative methods of normalising emg during cycling. *Journal of Electromyography and Kinesiology*, 20(6):1036–1043.
- Alvarez, D. A. and Giraldo, E. (2009). Ica aplicado a la extracci/’on de características en im/’agenes. *Scientia et Technica*, (40):43–48.
- Campanini, I., Merlo, A., Degola, P., Merletti, R., Vezzosi, G., and Farina, D. (2007). Effect of electrode location on emg signal envelope in leg muscles during gait. *Journal of Electromyography and Kinesiology*, 17(4):515–526.
- Chang, W., Lipton, J., Tsirikos, A., and Miller, F. (2007). Kinesiological surface electromyography in normal children: Range of normal activity and pattern analysis. *Journal of Electromyography and Kinesiology*, 17(4):437–445.
- Chau, T. (2001). A review of analytical techniques for gait data. part 2: neural network and wavelet methods. *Gait & posture*, 13(2):102–120.

- Daza, J. L. (2007). *Evaluacion clinico-funcional del movimiento corporal humano*. Ed Medica Panamericana.
- De Luca, C. (1997). The use of surface electromyography in biomechanics. *Journal of Applied Biomechanics*, 13:135–163.
- De Luca, C. (2006). *Electromyography Encyclopedia of Medical Devices and Instrumentation*. Ed. Hoboken John Wiley & Sons, Inc.
- De Luca, C., Adam, A., Wotiz, R., Gilmore, L., and Nawab, S. (2006). Decomposition of surface emg signals. *Journal of neurophysiology*, 96(3):1646–1657.
- De Luca, G. (2001). *Fundamental concepts in EMG signal acquisition*. Delsys Inc.
- Delorme, A., Sejnowski, T., and Makeig, S. (2007). Enhanced detection of artifacts in eeg data using higher-order statistics and independent component analysis. *Neuroimage*, 34(4):1443–1449.
- Englehart, K., Hudgins, B., Parker, P., and Stevenson, M. (1999). Classification of the myoelectric signal using time-frequency based representations. *Medical Engineering & Physics*, 21:431–438.
- Enoka, R. (2002). *Neuromechanics of human movement*. Human Kinetics, Champaign, IL.
- Farina, D., Merletti, R., Indino, B., and Graven-Nielsen, T. (2004). Surface emg crosstalk evaluated from experimental recordings and simulated signals. *Methods Inf Med*, 43:30–35.
- Frigo, C. and Crenna, P. (2009). Multichannel semg in clinical gait analysis: A review and state-of-the-art. *Clinical Biomechanics*, 24(3):236–245.

- Frigo, C. and Shiavi, R. (2004). Applications in movement and gait analysis. In *Electromyography: physiology, engineering, and noninvasive applications*, pages 381–401. Wiley-IEEE Press.
- Hermens, H., Freriks, B., Disselhorst-Klug, C., and Rau, G. (2002). The seniam project: Surface electromyography for non-invasive assessment of muscle. In *ISEK Congress*.
- Hernandez-Montero, F. E. and Gutierrez-Garcia, M. (2010). Enfoques del análisis de envolvente al procesamiento de vibraciones para el diagnóstico de maquinarias. *Ingeniería Mecánica*, 13(1):31–40.
- Hug, F. and Dorel, S. (2009). Electromyographic analysis of pedaling: A review. *Journal of Electromyography and Kinesiology*, 19(2):182–198.
- Hyvärinen, A. and Oja, E. (2000). Independent component analysis: algorithms and applications. *Neural networks*, 13(4-5):411–430.
- Ivanenko, Y. P. (2003). Five basic muscle activation patterns account for muscle activity during human locomotion. *The Journal of Physiology*, 556(1):267–282.
- Ivanenko, Y. P. (2006). Motor control programs and walking. *The Neuroscientist*, 12(4):339–348.
- Johanson, M. and Radtka, S. (2006). Amplitude threshold criteria improve surface electrode specificity during walking and functional movements. *Gait & Posture*, 24(4):429–434.
- Kandel, E. R. (2000). *Principles of Neural Science*. McGraw-Hill Education.
- MacKay-Lyons, M. (2002). Central pattern generation of locomotion: a review of the evidence. *Physical therapy*, 82(1):69–83.

- McCrea, D. and Rybak, I. (2008). Organization of mammalian locomotor rhythm and pattern generation. *Brain research reviews*, 57(1):134–146.
- Merletti, R. and Parker, P. (2004). *Electromyography: Physiology, engineering, and noninvasive applications*. Wiley-IEEE Press.
- Molinari, M. (2009). Plasticity properties of cpg circuits in humans: Impact on gait recovery. *Brain Research Bulletin*, 78(1):22–25.
- Naik, G., Kumar, D., Singh, V., and Palaniswami, M. (2006). Hand gestures for hci using ica of emg. In *Proceedings of the HCSNet workshop on Use of vision in human-computer interaction-Volume 56*, pages 67–72. Australian Computer Society, Inc.
- Nordin, M. (2004). *Biomechanica basica del Sistema Musculoesequeletico*. McGraw-Hill. Interamericana, Madrid.
- Olivas, E. (2003). *Tratamiento digital de señales: Problemas y ejercicios resueltos*. Pearson Educación.
- Özgünen, K., çelik, U., and Kurdak, S. (2010). Determination of an optimal threshold value for muscle activity detection in emg analysis. *Journal of Sports Science and Medicine*, 9:620–628.
- Patrick, J. H. (2003). The case for gait analysis as part of the management of incomplete spinal cord injury. *Spinal Cord*, 41(9):479–482.
- Pedotti, A. (1977). A study of motor coordination and neuromuscular activities in human locomotion. *Biological Cybernetics*, 26(1):53–62.
- Perry, J. (2010). *Gait analysis: Normal and pathological function*. Slack Incorporated, 2a edition.

- Purves, D., Augustine, G., Fitzpatrick, D., Katz, L., LaMantia, A., and McNamara, J. (2001). *Invitación a la Neurociencia*. Editorial Médica Panamericana SA.
- Reaz, M., Hussain, M., and Mohd-Yasin, F. (2006). Techniques of emg signal analysis: detection, processing, classification and applications. *Biological procedures online*, 8(1):11–35.
- Ren, X., Yan, Z., Wang, Z., and Hu, X. (2006). Noise reduction based on ica decomposition and wavelet transform for the extraction of motor unit action potentials. *Journal of neuroscience methods*, 158(2):313–322.
- Sanchez, J. (2005). *Biomecánica de la marcha humana normal y patologica*. Instituto de biomecanica de valencia, 2a edition.
- Soderberg, G. L. and Knutson, L. M. (2000). A guide for use and interpretation of kinesiological electromyographic data. *Physical Therapy*, 80(5):485–498.
- Staude, G. (2001). Precise onset detection of human motor responses using a whitening filter and the log-likelihood-ratio test. *Biomedical Engineering, IEEE Transactions on*, 48(11):1292–1305.
- Van Vugt, J. and Van Dijk, J. (2001). A convenient method to reduce crosstalk in surface emg. *Clinical Neurophysiology*, 112(4):583–592.
- Vaughan, C., Davis, B., Jeremy, C., et al. (1999). *Dynamics of human gait*. Human Kinetics Publishers Champaign, Illinois, 2a edition.
- Villa-Moreno, A., Gutierrez, E., and JC., P.-M. (2008). Consideraciones para el analisis de la marcha humana. tecnicas de videogrametria, electromiografia y dinamometria. *Ingenieria Biomedica*, 2(3):16–26.

- Whittle, M. W. (2002). *An introduction to gait analysis*. Butterworth-Heinemann, 4a edition.
- Winter, D. (2009). *Biomechanics and motor control of human movement*. John Wiley & Sons Inc.
- Winter, D., Fuglevand, A., and Archer, S. (1994). Crosstalk in surface electromyography: theoretical and practical estimates. *Journal of Electromyography and Kinesiology*, 4(1):15–26.
- Winter, D. and Yack, H. (1987). Emg profiles during normal human walking: stride-to-stride and inter-subject variability. *Electroencephalography and clinical Neurophysiology*, 67(5):402–411.

Apéndice

Análisis de Componentes Principales

La obtención de los componentes principales se puede realizar mediante diferentes métodos. Sin embargo, aquí sólo se describe el basado en la maximización de la variabilidad, pues es el método empleado en este estudio.

Si se tiene x_p variables originales (x_1, x_2, \dots, x_p) se quiere calcular, a partir de ellas, un nuevo conjunto de variables y_1, y_2, \dots, y_p , no correlacionadas entre sí, cuyas varianzas vayan decreciendo progresivamente. Donde cada y_j ($j = 1, \dots, p$) es una combinación lineal de las variables originales (x_1, x_2, \dots, x_p) , es decir

$$y_j = a_{1j}x_1 + a_{2j}x_2 + \dots + a_{pj}x_p = \mathbf{a}'_j \mathbf{x}$$

siendo $\mathbf{a}'_j = (a_{1j}, a_{2j}, \dots, a_{pj})$ un vector de constantes, y

$$\mathbf{x} = \begin{bmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_p \end{bmatrix}$$

si se quiere maximizar la varianza, se pueden aumentar los coeficientes a_{ij} . Por lo cual, para mantener la ortogonalidad de la transformación se impone que el módulo

del vector $\mathbf{a}'_j = (a_{1j}, a_{2j}, \dots, a_{pj})$ sea 1, es decir $\mathbf{a}'_j \mathbf{a}_j = 1$. Luego, el primer componente se calcula eligiendo \mathbf{a}_1 de modo que y_1 tenga la mayor varianza posible. El segundo componente principal se calcula obteniendo \mathbf{a}_2 de modo que la variable y_2 no esté correlacionada con y_1 . Del mismo modo se eligen $y_3 \dots y_p$, de manera que las variables obtenidas vayan teniendo cada vez menor varianza.

Para el caso de \mathbf{a}_1 , se tiene que

$$Var(y_1) = Var(\mathbf{a}'_1 \mathbf{x}) = \mathbf{a}'_1 \Sigma \mathbf{a}_1$$

donde Σ corresponde a la matriz de covarianza¹. Por lo tanto el problema consiste en maximizar la función $\mathbf{a}'_1 \Sigma \mathbf{a}_1$ sujeta a la restricción $\mathbf{a}'_1 \mathbf{a}_1 = 1$. luego, basado en el método de los multiplicadores de Lagrange se busca maximizar una función de varias variables sujeta a restricciones. Si el vector desconocido que permite la combinación lineal óptima es \mathbf{a}_1 , se tiene que la nueva función es $L(\mathbf{a}_1) = \mathbf{a}'_1 \Sigma \mathbf{a}_1 - \lambda(\mathbf{a}'_1 \mathbf{a}_1 - 1)$, para buscar el máximo se deriva e iguala a cero, obteniendo $(\Sigma - \lambda I) \mathbf{a}_1 = 0$. Para que el sistema tenga una solución distinta de 0 la matriz $(\Sigma - \lambda I)$ tiene que ser singular. Esto implica que el determinante debe ser igual a cero: $|\Sigma - \lambda I| = 0$. De lo anterior se tiene que λ es un autovalor de Σ , la matriz de covarianza, la cual es de orden p y se define como positiva. Por lo tanto tendrá p autovalores distintos $\{\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_p\}$ tales que $\lambda_1 > \lambda_2 > \dots > \lambda_p$. Luego, para maximizar la varianza de y_1 se tiene que tomar el mayor autovalor, λ_1 , y el correspondiente autovector \mathbf{a}_1 . Este último es un vector que otorga la combinación de las variables originales que tiene mayor varianza, esto es, si $\mathbf{a}'_1 = (a_{11}, a_{12}, \dots, a_{1p})$, entonces $y_1 = \mathbf{a}'_1 \mathbf{x} = a_{11}x_1 + a_{12}x_2 + \dots + a_{1p}x_p$.

1

$$\begin{aligned} \mathbf{a}'_1 \Sigma \mathbf{a}_1 &= \mathbf{a}'_1 E[(\mathbf{x} - \mu)(\mathbf{x} - \mu)'] \mathbf{a}_1 \\ E[\mathbf{a}'_1 (\mathbf{x} - \mu)(\mathbf{x} - \mu)' \mathbf{a}_1] &= E[\mathbf{a}'_1 (\mathbf{x} - \mu)]^2 = Var(\mathbf{a}'_1 \mathbf{x}) \end{aligned}$$

donde $E(\Phi)$ corresponde a la esperanza matemática de la distribución de probabilidad de una variable aleatoria Φ y $\mu = E(\Phi)$, esto implica la propiedad $E(\Phi - \mu) = 0$, y $Var(\Phi) = E[(\Phi - \mu)^2]$

Análisis de Componentes Independientes

Si se observan n señales que corresponden a la mezcla lineal de n componentes independientes, se tiene que cada mezcla es:

$$x_j = a_{j1}s_1 + a_{j2}s_2 + \dots + a_{jn}s_n, \quad \text{para todo } j$$

Aquí se puede suponer que tanto la mezcla de señales como las fuentes originales tienen media cero, si esto no fuese cierto, entonces las variables podrían ser centradas en cero al sustraer el promedio de la señal muestreada, esto transformaría la media en cero.

Para efectos del análisis es conveniente usar notación matricial y no suma de variables como en las ecuaciones previamente descritas. Aquí se define \mathbf{x} como el vector cuyos elementos son las mezclas x_1, \dots, x_n y \mathbf{s} el vector con elementos s_1, \dots, s_n . Además se define la matriz \mathbb{A} cuyos elementos son a_{ij} . De este modo el modelo de mezcla anterior se redefine como

$$\mathbf{x} = \mathbb{A}\mathbf{s} \tag{8.1}$$

El objetivo consiste en recuperar el vector de fuentes \mathbf{s} , disponiendo únicamente de un vector \mathbf{x} de n observaciones, para ello se debe estimar la matriz \mathbb{A} calculando su inversa, la cual denominaremos \mathbb{W} , de esta manera se puede obtener el componente independiente por

$$\mathbf{s} = \mathbb{W}\mathbf{x} \tag{8.2}$$

es decir, se busca calcular una matriz inversa \mathbb{W} con algunos cambios en escala y permutaciones, de modo que se puedan recuperar las señales originales de forma independiente.

Por simplicidad se asumirá que los componentes independientes tienen distri-

bución idéntica, por tanto para estimar uno de los componentes independientes consideramos una combinación lineal de x_i (ver ecuación 8.1), ésta la denotaremos $y = \mathbf{w}^T \mathbf{x} = \sum_i w_i x_i$, donde \mathbf{w} es un vector a ser determinado. Si \mathbf{w} fuera una de las filas de la matriz inversa de \mathbb{A} esta combinación lineal sería igual a uno de los independientes componentes. Ahora bien, no es posible determinar \mathbf{w} tal que sea igual a una fila de la matriz inversa de \mathbb{A} , pero en la práctica es posible encontrar un estimador que da una buena aproximación, para ello estableceremos una nueva definición $\mathbf{z} = \mathbb{A}^T \mathbf{w}$. Luego, de acuerdo a lo antes descrito se tiene

$$y = \mathbf{w}^T \mathbf{x} = \mathbf{w}^T \mathbb{A} \mathbf{s} = \mathbf{z}^T \mathbf{s}$$

Por lo tanto y es una combinación lineal de s_i , con pesos dados por z_i . Como una suma de dos variables aleatorias independientes es más gaussiana que las variables originales, $\mathbf{z}^T \mathbf{s}$ es más gaussiana que cualquier s_i , y se vuelve menos gaussiano cuando se iguala a un s_i , aquí sólo uno de los elementos z_i de \mathbf{z} es diferente de cero. Por lo tanto se debe elegir un vector \mathbf{w} que maximice la no gaussianidad de $\mathbf{w}^T \mathbf{x}$. Este vector debería corresponder a un \mathbf{z} que sólo tenga un componente diferente de cero, esto significa que $\mathbf{w}^T \mathbf{x} = \mathbf{z}^T \mathbf{s}$ es igual a uno de los componentes independientes.

En términos generales se puede asumir que el éxito del algoritmo ICA depende que se asuma lo siguiente (Delorme et al., 2007; Hyvärinen and Oja, 2000):

1. Las fuentes deben ser estadísticamente independientes (componentes independientes).
2. Las fuentes deben tener una distribución no Gaussiana (como máximo sólo una de ellas puede tener distribución Gaussiana).
3. La mezcla debe ser una combinación lineal de fuentes independientes.

4. No hay retraso desde las fuentes a los sensores
5. Debe existir el mismo número de fuentes y de sensores

Por otra parte es necesario destacar que este algoritmo no puede determinar las varianzas ni el orden de los componentes independientes.