



UNIVERSIDAD DE CONCEPCIÓN
FACULTAD DE INGENIERÍA
DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA ELÉCTRICA



DESARROLLO, APLICACIÓN Y EVALUACIÓN DE UN ALGORITMO DE DETECCIÓN DE
FATIGA MUSCULAR A PARTIR DE LOS ÍNDICES ESPECTRALES DE DIMITROV

POR

Ignacio Andrés Loyola Hernández

Memoria de Título presentada a la Facultad de Ingeniería de la Universidad de Concepción para
optar al título de Ingeniero Civil Biomédico

Profesor Guía

D. Sc. Esteban Pino Q.

Abril 2022

Concepción (Chile)

© 2022 Ignacio Andrés Loyola Hernández

© 2022 Ignacio Andrés Loyola Hernández

Se autoriza la reproducción total o parcial, con fines académicos, por cualquier medio o procedimiento, incluyendo la cita bibliográfica del documento.





A mis abuelos que ven este logro desde el cielo.

Agradecimientos

En primer lugar quiero agradecer a mi profesor guía Esteban Pino, por su entrega y dedicación para conmigo desde mi año de ingreso hasta hoy, especialmente por guiarme en este camino hacia el desarrollo y entrega de esta memoria.

A mi madre, por apoyarme siempre, alentarme a dar lo mejor de mí cada día y por entregarme siempre todo lo que de ella dependiera y más para mi desarrollo personal, espiritual y académico.

A mi padre, por acompañarme en este lindo proceso desde su experiencia y por siempre darse el tiempo para sentarse a mi lado y ayudarme a afirmar mis pasos en este camino hacia mi título profesional. Les agradezco a ambos por estar aún conmigo en esta vida. El máximo orgullo que puedo experimentar hoy es retribuirles su entrega hacia mí con esta memoria.

A mi hermana y hermano, por siempre mirarme con orgullo, apoyarme, acompañarme y entregarme una sonrisa cada vez que la necesité. Gracias por escucharme cuando necesité hablar y por hablarme cuando necesité escuchar. Pero por sobre todo gracias por demostrarme que con cariño y dedicación todo es posible.

A mi Tuti, mi compañera de aventuras. Gracias por disfrutar conmigo cada logro y, más importante, por enseñarme que ningún golpe es suficiente para derribarme. Por sacar siempre mi mejor versión.

A mi entrenador y amigo, pilar fundamental en mi vida y principal motivación para realizar este trabajo.

A todos mis amigos y compañeros, por ayudarme a darle alegría a esta vida. Por estar conmigo en cada etapa, en las buenas y en las malas, desde la central hasta la Perú. Especialmente a mis amigos surfistas, por darme el escape que me mantuvo en paz todos estos años.

Sin duda esto no habría sido posible sin alguno de ustedes.

Resumen

Uno de los principales problemas en el deporte es el riesgo de lesiones durante el mismo y más aún durante el entrenamiento. Es extremadamente común que la intensidad, duración y cargas utilizadas por los deportistas en sus ejercicios sean seleccionadas de forma intuitiva por ellos mismos o por su entrenador en el mejor de los casos. Esto conlleva, tarde o temprano, a dos situaciones: sobrepasar los límites físicos del deportista y generar una lesión o bien quedar por debajo de este y realizar un entrenamiento insuficiente.

Para dar solución a esta problemática se diseñó, desarrolló y aplicó un algoritmo computacional basado en los índices espectrales de Dimitrov que permite identificar la fatiga muscular en señales de electromiografía de superficie.

Se adquirieron señales de electromiografía de superficie en bíceps de dos sujetos, deportista uno y no deportista el segundo. Ambos siguieron un protocolo de entrenamiento similar, realizando ejercicios isométricos e isotónicos hasta el fallo muscular, tal como se suele hacer hoy en día. Se procesaron utilizando el algoritmo y se identificó el nivel de fatiga a lo largo de estas. Se comparó los resultados entre el brazo dominante y el no dominante de uno de los sujetos y entre los brazos dominantes de ambos.

Además, se recopilaron bases de datos con señales de electromiografía de superficie similares para posteriormente aplicarles el algoritmo, identificar los niveles de fatiga y comparar los resultados con las señales adquiridas y con los niveles esperados por Dimitrov.

Finalmente se comparó el desempeño para detectar la fatiga muscular de los índices espectrales de Dimitrov con la frecuencia media y frecuencia mediana, ambas técnicas comúnmente utilizadas para este objetivo.

Se concluyó que los índices de Dimitrov son aplicables para detectar fatiga muscular tanto en ejercicios isométricos como isotónicos. Además, se demostró que el algoritmo tiene buen desempeño en señales de distintas fuentes, entregando valores coherentes, de acuerdo a lo postulado por Dimitrov, en cada una en las que se probó. Se concluyó también que los índices de Dimitrov y el algoritmo aquí explicado presenta más sensibilidad y precisión que las técnicas convencionales con las que se comparó. Finalmente se demostró la utilidad del algoritmo para monitorear y evaluar el estado de los músculos del usuario al identificar la fatiga muscular en señales de electromiografía de superficie, pudiendo ser una herramienta importante en la planificación del entrenamiento deportivo y la prevención de lesiones.

Abstract

One of the main problems in sport is the injury risk involved in training. It is extremely common that the intensity, duration and loads used by athletes in their exercises are selected intuitively by themselves or by their coach in the best of cases. This leads, sooner or later, to two different situations: to exceed the physical limits of the athlete and generate an injury or to fall below this and perform insufficient training.

To solve this problem, a computational algorithm based on Dimitrov's spectral indices was designed, developed and applied to identify muscle fatigue in surface electromyography signals.

Surface electromyography signals were acquired in biceps of two subjects, one an athlete and the second a non-athlete. Both followed a similar training protocol, performing isometric and isotonic exercises until muscle failure, as it is usually done nowadays. They were processed using the algorithm and the level of fatigue was identified along these. The results were compared between the dominant and non-dominant arm of one of the subjects and between the dominant arms of both.

In addition, databases with similar surface electromyography signals were compiled to subsequently apply the algorithm to them, identify fatigue levels and compare the results with the acquired signals and with the fatigue levels expected by Dimitrov.

Finally, the performance to detect muscle fatigue of Dimitrov's spectral indices was compared with the mean frequency and median frequency, both techniques commonly used for this purpose.

The Dimitrov indices show to be applicable to detect muscle fatigue in both isometric and isotonic exercises. In addition, it was demonstrated that the algorithm works well with signals from different sources, giving consistent data values, as postulated by Dimitrov, in each one tested. It was also concluded that Dimitrov's indices and the algorithm presents more sensitivity and accuracy than the conventional techniques with which it was compared. Finally, it was demonstrated the usefulness of the algorithm to monitor and evaluate the state of the user's muscles by identifying muscle fatigue in surface electromyography signals, which could be an important tool in sports training planning and injury prevention.

Tabla de Contenidos

ABREVIACIONES	XII
1. INTRODUCCIÓN	1
1.1. INTRODUCCIÓN GENERAL.....	1
1.2. OBJETIVOS.....	2
1.2.1 <i>Objetivo General</i>	2
1.2.2 <i>Objetivos Específicos</i>	2
1.3. ALCANCES Y LIMITACIONES.....	2
1.4. METODOLOGÍA.....	3
1.5. TEMARIO.....	4
2. REVISIÓN BIBLIOGRÁFICA	5
2.1. INTRODUCCIÓN.....	5
2.2. ELECTROMIOGRAFÍA DE SUPERFICIE (SEMG).....	5
2.3. ARTEFACTOS EN LA ADQUISICIÓN DE LA SEÑAL.....	6
2.4. FATIGA MUSCULAR.....	8
2.5. ÍNDICE DE DIMITROV.....	12
2.6. DISCUSIÓN.....	14
3. DESARROLLO DEL ALGORITMO	15
3.1. INTRODUCCIÓN.....	15
3.2. ADQUISICIÓN DE LA SEÑAL.....	15
3.3. DESCRIPCIÓN GENERAL DEL SISTEMA.....	16
3.3.1 <i>Cálculo del índice de Dimitrov</i>	17
3.3.2 <i>Contracción Isométrica</i>	17
3.3.3 <i>Contracción Dinámica</i>	18
3.4. RECOPIACIÓN DE SEÑALES.....	25
4. RESULTADOS	26
4.1. INTRODUCCIÓN.....	26
4.2. APLICACIÓN DE ALGORITMO A SEÑALES ADQUIRIDAS EN LABORATORIO.....	26
4.2.1 <i>Señales Isométricas</i>	26
4.2.2 <i>Señales Dinámicas</i>	31
4.3. APLICACIÓN DEL ALGORITMO A OTRAS SEÑALES.....	33
4.3.1 <i>Curl de bíceps dinámico a ritmo constante</i>	33
4.3.2 <i>Curl de bíceps a ritmo variante</i>	35

4.4. DISCUSIÓN Y CONCLUSIONES37

5. DISCUSIÓN Y CONCLUSIONES39

5.1. DISCUSIÓN39

5.2. CONCLUSIONES39

5.3. TRABAJO FUTURO.....41

6. BIBLIOGRAFÍA42

BIBLIOGRAFÍA.....42



Lista de Tablas

Tabla 2.1 Rangos cambio de FInsm5 esperados y su nivel de fatiga asociado..... 13

Tabla 4.1 Cantidad de contracciones en cada señal "PD" 34



Lista de Figuras

Fig. 2.1 Diagrama general de eliminación de ruido electromagnético.....	7
Fig. 2.2 Curl de Bíceps con barra.....	9
Fig. 2.3 Comportamiento de las fibras musculares en contracción isométrica e isotónica....	10
Fig. 2.4 Representación esquemática de la fatiga	11
Fig. 2.5 Cambio de la F_{med} en el tiempo al analizar fatiga muscular	12
Fig. 2.6 Resultados índices espectrales de Dimitrov.....	13
Fig. 3.1 Posición de electrodos en bíceps.....	15
Fig. 3.2 Adquisición de señales en laboratorio utilizando equipo Biopac.	16
Fig. 3.3 Protocolo de procesamiento general de cada señal sEMG	16
Fig. 3.4 Modelo del algoritmo para el cálculo del índice de Dimitrov	17
Fig. 3.5 Señal de sEMG de levantamiento isométrico con barra (brazo derecho).....	18
Fig. 3.6 Señal sEMG de curl de bíceps con barra.	19
Fig. 3.7 Suma de los elementos de la señal sEMG de curl de bíceps con barra	19
Fig. 3.8 Promedio de los máximos dividido por 2 y su implicancia en la ventana	20
Fig. 3.9 Promedio de los máximos dividido por 3 y su implicancia en la ventana.....	20
Fig. 3.10 Promedio de los máximos dividido por 5 y su implicancia en la ventana.....	21
Fig. 3.11 Promedio de los máximos dividido por 7 y su implicancia en la ventana.....	21
Fig. 3.12 Unión de ventanas cercanas	22
Fig. 3.13 Ventanas de análisis para señales de sEMG dinámicas	23
Fig. 3.14 Algoritmo para calcular los índices espectrales de Dimitrov	24
Fig. 4.1 Variación del índice de Dimitrov normalizado, brazo derecho vs izquierdo	27
Fig. 4.2 Variación de la F_{mean} normalizada, brazo derecho vs izquierdo.	27
Fig. 4.3 Variación de la F_{med} normalizada, brazo derecho vs izquierdo	28
Fig. 4.4 Variación del índice de Dimitrov normalizado.....	28
Fig. 4.5 Variación de la F_{mean} normalizada.	29
Fig. 4.6 Variación de la F_{med} normalizada	29
Fig. 4.7 Variación del índice de Dimitrov normalizado.....	30
Fig. 4.8 Efecto del orden k en el índice F_{Insmk} para contracciones isométricas	30
Fig. 4.9 Variación del índice de Dimitrov normalizado, contracción dinámica con barra. ...	31

Fig. 4.10 Variación del índice de Dimitrov normalizado..... 31

Fig. 4.11 Variación del índice de Dimitrov normalizado, sujeto 1 vs 2..... 32

Fig. 4.12 Efecto del orden k en el índice F_{Insmk} para contracciones dinámicas 33

Fig. 4.13 Señal PD1 en bruto con las ventanas de análisis para cada contracción 34

Fig. 4.14 Variación índice de Dimitrov normalizado en señales PD. 35

Fig. 4.15 Señal "G" en bruto con su ventana de análisis..... 36

Fig. 4.16 Ventana de análisis de señal "G" 36

Fig. 4.17 Variación índice de Dimitrov en señal G..... 37



Abreviaciones

Mayúsculas

EMG	: Electromiografía.
sEMG	: Surface Electromyography (electromiografía de superficie).
iEMG	: Integrated Electromyography (Electromiografía Integrada).
Fmean	: Mean Frequency (Frecuencia media).
Fmed	: Median Frequency (Frecuencia mediana).
MU	: Motor Unit (Unidad Motora).
MUAP	: Motor Unit Action Potential (Potencial de Acción de la Unidad Motora).
MCU	: Microcontrolador.
ZI	: Zona de Innervación.
PLI	: Power Line Interference (Interferencia de la Red Eléctrica).
MVC	: Maximal Voluntary Contraction (Contracción Voluntaria Máxima).
CV	: Conduction Velocity (velocidad de conducción).
1RM	: Repetición Máxima.
FFT	: Fast Fourier Transform (Transformada rápida de Fourier).

1. Introducción

1.1. Introducción General

En el mundo deportivo, tanto en el entrenamiento como en la rehabilitación, se busca alcanzar constantemente el máximo desempeño físico dentro de los límites individuales. Para esto es necesario empujar el cuerpo lo más cercano al límite de su capacidad sin sobrepasarla. La sobre exigencia puede conllevar a lesiones, accidentes o una disminución en el desempeño del atleta. Esta delimitación hoy en día se determina, guiada idealmente por un entrenador, de forma netamente intuitiva.

Para evitar esta arbitrariedad, han surgido distintas herramientas, algunas efectivas y otras no tanto. Por ejemplo, en los últimos años se han desarrollado modelos matemáticos que permiten relacionar precisamente el entrenamiento deportivo con la fatiga muscular presente en el mismo. Sin embargo, aún son métodos poco estudiados, por lo que se buscará mediante este trabajo aplicar un modelo a distintas bases de datos de ejercicios dinámicos e isométricos y compararlos tanto con trabajos similares como con métodos más comunes, procurando aportar así validez a estas herramientas.

Dentro del campo de la ingeniería biomédica se encuentran innumerables aplicaciones que buscan mejorar el bienestar humano por medio de la tecnología y la innovación. Una de estas es el Procesamiento de Señales. Dicha disciplina, que en sus inicios era análoga en su totalidad, se ha potenciado a lo largo de los años hasta formar parte en la actualidad de la mayoría de las herramientas tanto cotidianas como especializadas [1]. El desarrollo de nuevas tecnologías ha incentivado el diseño de sistemas y filtros digitales. Estos últimos han potenciado el auge de nuevas disciplinas biomédicas, entre las que se encuentra la electromiografía (EMG).

Aunque el estudio de la EMG se remonta al siglo XVII, ligado al inicio de los estudios del sistema nervioso, la aparición de nuevos equipamientos electrónicos y técnicas de procesamiento de señales ha intensificado su estudio y posterior aplicación en las últimas décadas. [2]

Las aplicaciones del EMG son muchas, entre las que se incluyen diagnósticos clínicos, desarrollo y uso de prótesis mioeléctricas y estudio del movimiento, por nombrar algunas. Al combinar los correctos métodos de adquisición, procesamiento y análisis de señales de EMG con nuevas tecnologías de transmisión y almacenamiento de datos, es posible monitorear la contracción muscular durante un entrenamiento de alta intensidad con el fin de estimar la fatiga del músculo,

optimizar el trabajo físico y prevenir así lesiones en este tejido.

En este trabajo se muestra una recopilación bibliográfica que abarca los principales aspectos concernientes a la EMG. Se desarrolla un algoritmo que permite detectar el nivel de fatiga muscular en señales EMG y se evalúa aplicándolo a señales de electromiografía de superficie (sEMG) dos tipos de contracciones musculares: isométrica e isotónica y se compara los resultados con las técnicas de procesamiento de señales más utilizadas.

1.2. Objetivos

1.2.1 Objetivo General

Evaluar algoritmo para detectar la fatiga muscular basado en los índices espectrales de Dimitrov.

1.2.2 Objetivos Específicos

- I. Desarrollar un algoritmo que permita obtener los índices espectrales de Dimitrov a partir de una señal de sEMG.
- II. Aplicar el algoritmo a distintas señales de sEMG de bíceps.
- III. Evaluar la validez de los nuevos índices espectrales de Dimitrov para determinar la fatiga muscular durante el entrenamiento deportivo.
- IV. Determinar la fatiga muscular mediante técnicas convencionales y comparar los resultados con los del algoritmo desarrollado.

1.3. Alcances y limitaciones

Esta investigación abarca el diseño, aplicación y evaluación de un algoritmo para determinar los niveles de fatiga muscular a partir de los índices espectrales de Dimitrov. Se espera que esta herramienta entregue valores precisos para ayudar así a deportistas y profesionales del deporte a tomar la mejor decisión durante entrenamientos deportivos, permitiéndoles trazar el mejor plan para alcanzar sus objetivos personales, disminuyendo a la vez el riesgo de lesiones.

Cabe mencionar que este trabajo se desarrolló durante la pandemia producida por el virus SARS-CoV-2, por lo que la principal limitación fue la adquisición de señales en terreno y la búsqueda de bases de datos útiles y de acceso liberado como consecuencia directa de la primera.

1.4. Metodología

OBJETIVO ESPECÍFICO I: Desarrollar un algoritmo que permita obtener los índices espectrales de Dimitrov a partir de una señal de sEMG.

Se diseñó y desarrolló un algoritmo en Matlab R2021a, el que a partir de una señal de sEMG de contracción isométrica o isotónica, calcula el índice espectral de Dimitrov. Para esto se creó una función en el mismo lenguaje que recibe como entrada la señal o una fracción de ésta, la frecuencia de muestreo y el índice de Dimitrov y entrega el valor de Dimitrov para ese segmento.

OBJETIVO ESPECÍFICO II: Aplicar el algoritmo a distintas señales de sEMG de bíceps.

Se buscaron bases de datos de señales de sEMG de contracciones musculares durante entrenamientos o esfuerzos físicos importantes como flexión del antebrazo sobre el brazo (Curl de Bíceps). Se aplicó el algoritmo a las señales que se logró acceder. Luego, se adquirieron señales de sEMG de contracción isométrica e isotónica en el laboratorio de Ingeniería Civil Biomédica de la Universidad de Concepción y se les aplicó el algoritmo.

OBJETIVO ESPECÍFICO III: Evaluar la validez de los nuevos índices espectrales de Dimitrov para determinar la fatiga muscular durante el entrenamiento deportivo.

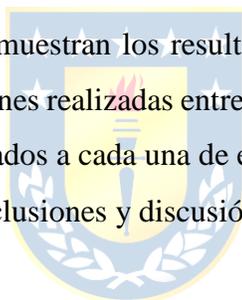
Una vez aplicado el algoritmo, se evaluó la validez de los índices de Dimitrov analizando primero la concordancia entre los valores obtenidos mediante el procesamiento de cada señal y el resultado esperado de acuerdo con la descripción de la base de datos a la que pertenece, y segundo comparando los resultados entre señales con longitud y tipo de contracción muscular similares.

OBJETIVO ESPECÍFICO IV: Determinar la fatiga muscular mediante técnicas convencionales y comparar los resultados con los del algoritmo desarrollado.

Finalmente se volvió a aplicar el algoritmo, pero esta vez se analizó la señal mediante técnicas más convencionales, específicamente la Frecuencia Media (Fmean) y Frecuencia Mediana (Fmed). Se comparó los resultados con los obtenidos mediante los índices de Dimitrov.

1.5. Temario

- Capítulo 1: Se introduce el tema, se plantean los objetivos y la metodología para alcanzarlos.
- Capítulo 2: Se realiza una revisión bibliográfica, definiendo conceptos claves para contextualizar el tema y facilitar la lectura. Se explican los tipos de EMG y los desafíos que se deben sortear al trabajar con cada uno. Se describe el concepto de fatiga muscular y su relación con el deporte, además de los principales métodos utilizados hoy en día para su detección. Finalmente se muestra y explica el modelo matemático en el que se basa el algoritmo.
- Capítulo 3: Se presenta la teoría detrás del diseño del algoritmo y su posterior desarrollo e implementación. Después se explican las mejoras que se le realizaron a este a lo largo del semestre y las variaciones que se requirieron para trabajar con los distintos tipos de contracción muscular.
- Capítulo 4: En este capítulo se muestran los resultados obtenidos del procesamiento de las señales. Se muestran comparaciones realizadas entre señales y sujetos de estudio similares, así como de métodos distintos aplicados a cada una de estas.
- Capítulo 5: Se presentan las conclusiones y discusión final del trabajo.



2. Revisión Bibliográfica

2.1. Introducción

Los músculos son tejidos que gozan de la propiedad de contraerse. Según su función, estructura y tipo de contracción se pueden clasificar en músculos lisos, presente en las vísceras y cuya función escapa del control de la voluntad, y músculos estriados, que a su vez se separan en estriado cardíaco y estriado esquelético. Este último, controlado por el cerebro mediante neuronas motoras, es de acción voluntaria, lo que lo destaca como el actor principal del aparato locomotor. [3]

El músculo esquelético está compuesto por varios tipos de fibras que permiten desempeñar una amplia gama de capacidades al variar su longitud. [4] Esta variación, denominada contracción muscular, es causada por la diferencia eléctrica en el potencial de la membrana celular, inducido por un potencial de acción, este a su vez generado por un estímulo sobre la membrana celular, que se propaga en ambas direcciones hasta el final de cada fibra muscular. Esto ocurre bajo la premisa del todo-o-nada: todas las fibras de un mismo músculo se contraen al mismo tiempo o bien, se mantienen todas en reposo. [5]

La unidad funcional de cada fibra muscular es el sarcómero. En su composición destacan dos proteínas: la actina en el filamento delgado y la miosina en el filamento grueso. Las fibras se agrupan en pequeñas unidades y son inervadas por una misma α -moto neurona, formando unidades motoras (MU). La interacción entre ambas unidades produce el potencial de acción de la unidad motora (MUAP) y, como consecuencia, la contracción muscular [4].

Esta variación en el estado de las fibras es producida por la polarización y despolarización de la membrana celular. La amplitud de estas señales varía del orden de los microvolts (μV) a los mili volts (mV) dependiendo del tipo y del tamaño del músculo [6], y es medible mediante un método llamado electromiografía (EMG).

A continuación se realiza la revisión bibliográfica referente a las distintas tecnologías aplicadas a EMG actualmente, con especial énfasis en los sistemas portátiles y deportivos.

2.2. Electromiografía de Superficie (sEMG)

Cuando un músculo es activado por el sistema nervioso central, se produce una despolarización de la membrana externa de la fibra muscular desde la zona de inervación y se desplaza

hacia el exterior de las regiones tendinosas. Estas zonas despolarizadas forman un campo eléctrico, generando contribuciones de voltaje que se suman, ponderadas por la distancia de la fuente en la piel, por lo que la actividad eléctrica que aporta al potencial cutáneo es mayor en fibras superficiales que en aquellas más profundas. Situando herramientas sobre la piel llamadas electrodos es posible medir la tensión en la zona cubierta por este, y al utilizar dos o más se puede adquirir la diferencia de voltaje entre zonas de un mismo músculo y registrar así su actividad eléctrica. [7]

La EMG es una técnica diseñada para representar la variación del potencial eléctrico de las fibras musculares en el tiempo. Son dos las técnicas más comunes para obtener una señal de EMG: electrodos de aguja (iEMG) y de superficie (sEMG). Esta última es no invasiva, característica que la posiciona como la más utilizada. [8]

La señal que se obtiene con este tipo de electrodo tiene una amplitud relativamente pequeña ($10 \text{ [mV]} \pm 5 \text{ [mV]}$), por lo que requiere amplificación previa a su procesamiento. En la mayoría de las aplicaciones, la señal es enviada a un microcontrolador (MCU) para su posterior extracción. Por lo general, se utiliza un amplificador de instrumentación específico para señales fisiológicas. Además, es necesaria una etapa de pre-amplificación para disminuir la impedancia de la señal. [2]

El mayor inconveniente en el proceso de adquisición de la sEMG es el ruido eléctrico o artefactos.

2.3. Artefactos en la Adquisición de la Señal

Los atributos de la sEMG dependen de las características de la piel, velocidad del flujo sanguíneo, el tipo de tejido presente (músculo, grasa, etc.) y del tamaño del área de medición. Existen varios tipos de ruido, cada uno con origen y características distintas, que pueden presentar un desafío para la adquisición, procesamiento y análisis del EMG [8]. Se presenta una breve explicación a continuación.

1. *Artefacto propio del electrodo:*

Todos los equipos electrónicos generan ruido eléctrico, propio de su funcionamiento. En la EMG de superficie, los electrodos, usualmente de plata o cloruro de plata, se posicionan sobre la piel del sujeto. Esta materialidad ha demostrado tener una óptima relación señal-ruido y buena estabilidad electrónica. El radio del electrodo es otro aspecto a considerar. Electrodos muy pequeños (con radio menor a 10 [mm]), implican una impedancia muy grande, lo que se traduce en una baja razón señal-ruido. Por otro lado, electrodos muy grandes suelen ser incómodos y poco prácticos. Para uso clínico, Chowdhury et. al recomiendan electrodos de radio 10 [mm] y espesor 1 [mm] . Así mismo, afirman

que este tipo de ruido se puede eliminar con buen diseño del circuito y utilizando equipos de buena calidad. [8]

2. *Artefacto por movimiento:*

Producido por el movimiento natural del sujeto, que implica vibraciones entre la piel y la superficie del electrodo, así como también entre los cables de este y el amplificador. Como se mencionó anteriormente, la señal EMG es registrada al colocar electrodos cerca de los grupos musculares de estudio. A partir de esta idea, se pueden destacar tres orígenes principales de este tipo de ruido:

- Al activarse un músculo, este se acorta, moviendo a su vez la piel que está sobre él y produciendo vibraciones considerables en la superficie de contacto del electrodo. Como consecuencia, se genera un ruido por movimiento entre 1 [Hz] y 10 [Hz]. Esto puede ser evitado utilizando un gel conductivo entre la piel y el electrodo (electrodo empotrado).
- La diferencia de potencial entre distintas capas de piel puede generar artefactos imposibles de eliminar con electrodos empotrados. Sin embargo, sí pueden eliminarse al reducir la impedancia rascando previamente la zona implicada.
- El tercero es producido por el movimiento de electrodos cercanos a la zona de innervación (ZI). Para reducir esto basta con establecer una distancia pequeña entre electrodos en comparación a la distancia ente la ZI y el tendón. [8]

3. *Artefacto electromagnético:*

Producido por el constante bombardeo de la superficie de la piel con radiación electromagnética. La fuente electromagnética proveniente de la red eléctrica (PLI), que en Chile tiene una frecuencia de 50 [Hz], es hasta tres veces mayor que la proveniente de la EMG, por lo que la primera se superpone o cancela a la segunda. Para eliminar esto, existen varias soluciones propuestas, entre las que destacan los filtros notch adaptivos. En general, basta con seguir el modelo ilustrado en la Fig. 2.1.

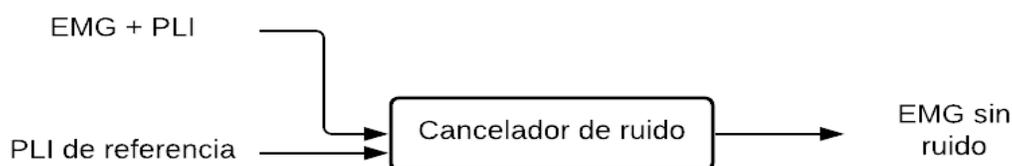


Fig. 2.1 Diagrama general de eliminación de ruido electromagnético. [7]

4. *Artefacto Cross Talk:*

Hace referencia a la contaminación de la señal EMG por parte de algún grupo muscular cercano que no es de interés. Se puede prevenir eligiendo una apropiada distancia entre los electrodos. Para esto, es necesario identificar los hitos óseos respectivos y las distintas señales eléctricas “crosstalk”, que según Mezzarane et al, obedecen la siguiente igualdad [9]:

$$T_b^2 = R_b^2 + T_i^2 + O_b^2 \quad (2.1)$$

Donde la actividad eléctrica neta obtenida en un área blanco T_b al cuadrado es igual a la suma de la actividad eléctrica del músculo blanco T_i , y el “crosstalk” con un músculo distante R_b y otros músculos O_b , cada una al cuadrado.

5. *Artefacto Interno:*

La señal EMG también se ve afectada por características propias del músculo objetivo tales como la cantidad de fibras que lo componen, su profundidad y locación. Hemingway et al comprobaron que un mayor grosor del tejido subcutáneo entre el electrodo y el músculo, implica una disminución en la amplitud de la señal [10]. El mismo estudio explica que el 81.2% de las diferencias en las mediciones de sEMG se explican debido a este fenómeno. Finalmente, este artefacto se puede reducir parcialmente con la implementación de un filtro pasa alto en el espacio.

6. *Artefacto Electrocardiográfico (ECG):*

La actividad eléctrica del corazón (ECG) es una de las principales interferencias en la sEMG, particularmente al evaluar músculos del tronco y de la cintura escapular. El espectro del ECG, cuya forma de onda es especial, usualmente se superpone al del EMG [11]. Separar estas dos señales siempre ha presentado un desafío. El grado de contaminación eléctrica está dado principalmente por el posicionamiento de los electrodos y la actividad muscular, siendo mucho más serio cuando el músculo está en reposo [12]. Para los objetivos de este trabajo, donde los músculos a evaluar serán constantemente contraídos, el ruido por ECG fluctuará su intensidad en la señal. Así, un filtro pasa alto a 5 [Hz] es un buen método para eliminar esta oscilación. [8]

2.4. **Fatiga Muscular**

Como se mencionó anteriormente, la contracción muscular es la variación en la longitud de un grupo de fibras producido por un potencial de acción. Esta, dependiendo de su naturaleza, se clasifica en contracción (a) isotónica o dinámica (el largo de las fibras musculares varía, p.ej. un “Curl de Bíceps” como se muestra en la Fig. 2.2 A) donde encontramos las fases concéntrica (las fibras se

acortan, acercando dos articulaciones entre sí, p.ej. al flexionar el antebrazo sobre el brazo en un clásico “curl” de bíceps) y excéntrica (las fibras se alargan, alejando dos articulaciones entre sí, p.ej. al extender el antebrazo en el mismo ejemplo anterior) y (b) contracción isométrica (el largo de las fibras se mantiene constante, p.ej. una plancha abdominal o mantener el curl de bíceps en una posición estática como se muestra en la Fig. 2.2 B) [13]. En la Fig. 2.3 se observa el comportamiento de las fibras en cada tipo de contracción.



Fig. 2.2 Curl de Bíceps con barra

En la Fig. 2.2 A se muestra un curl de bíceps dinámica mientras que en la Fig. 2.2 se muestra un curl de bíceps isométrico

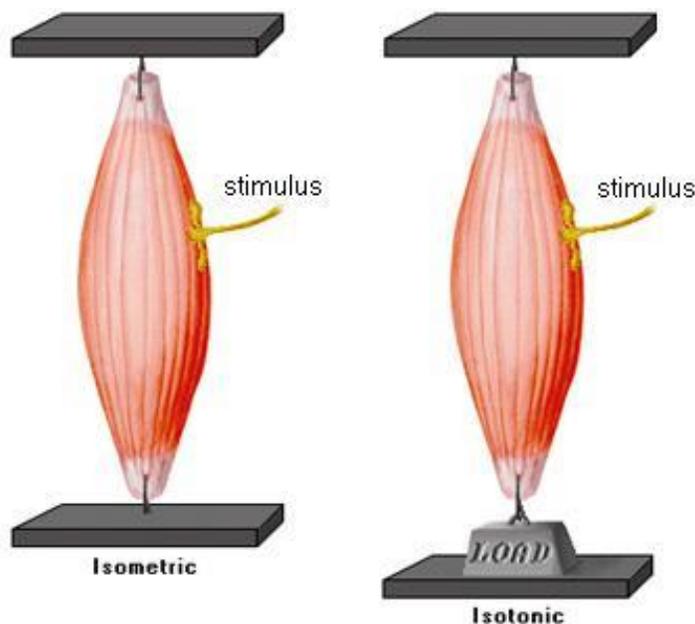


Fig. 2.3 Comportamiento de las fibras musculares en contracción isométrica e isotónica [14]

Cada una de estas contracciones varía dependiendo de la fuerza muscular que se esté aplicando, es decir, de la capacidad de la musculatura involucrada para deformar o modificar la aceleración de una carga externa [15]. Estas contracciones son medibles y de hecho suelen usarse en entrenamientos deportivos planificados. Una de las mediciones más utilizadas es la contracción voluntaria máxima (MVC). Esta mide la máxima fuerza que un sujeto puede ejercer en una contracción isométrica de algún músculo en estudio. A partir del valor obtenido, se planifica el entrenamiento en torno a una fracción de la MVC en un determinado número de repeticiones (p.ej. 10 repeticiones al 45% como se muestra en la Fig. 2.4 B), o bien iniciando en una fracción de la MVC e intentando sostener esa intensidad por un tiempo determinado (p. ej 1 min al 100%). En el segundo caso, la fuerza aplicada disminuye constantemente desde el momento en que inicia el ejercicio (Fig. 2.4 A). En el primer caso, al contrario, la fuerza permanece constante durante gran parte del entrenamiento, hasta llegar a un punto donde esta empieza a disminuir levemente. En ambas modalidades de entrenamiento, al fenómeno que explica la reducción en la fuerza generada se le conoce como fatiga muscular. [16]

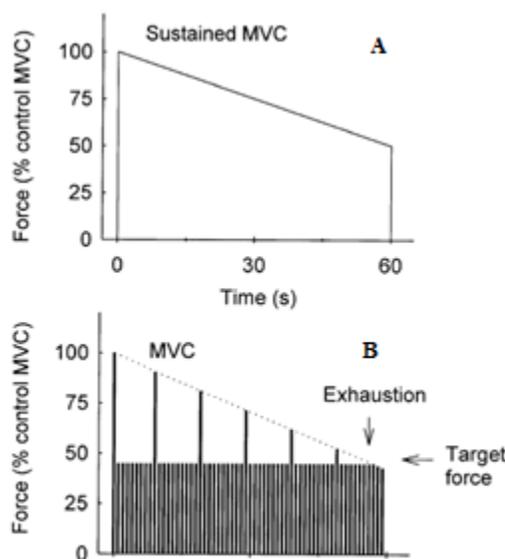


Fig. 2.4 Representación esquemática de la fatiga [14]

En la Fig. 2.4 A se muestra la disminución de la fuerza aplicada en un periodo de 60 [s], iniciada con el 100% de la MVC. En la Fig. 2.4 B se muestra el comportamiento de la fuerza al realizar repeticiones con una misma carga en un período de 10 [min], en contraste con el esquema del caso anterior.

Fisiológicamente, la fatiga muscular corresponde al resultado del músculo de contraerse repetidamente en un breve periodo de tiempo, lo que se traduce en escasez de oxígeno en las fibras, derivando así en un proceso anaeróbico que agota las reservas de glucógeno, por ende disminuye la producción de energía y aumenta la producción de ácido láctico, tetanizando finalmente las fibras y limitando una correcta contracción [13]. Este punto es de gran importancia durante los entrenamientos, ya que de ahí en adelante el desempeño comienza a decaer notablemente. Por otro lado, el instante previo a la fatiga es el momento de máxima activación de la MU y por lo tanto de mayor desarrollo muscular [17]. De ahí el interés en determinar, oportunamente, el instante exacto en que comienza la fatiga muscular para optimizar así el entrenamiento deportivo y a la vez reducir el riesgo de lesiones asociadas a esta.

En el ámbito electrofisiológico, el ácido láctico generado en las fibras fatigadas disminuye la velocidad de conducción (CV) del músculo, lo que gatilla en un aumento de la duración de los MUAP que se ve reflejado en un desplazamiento del sEMG hacia bajas frecuencias [18]. Hagberg et al mostraron que el desarrollo de la fatiga muscular está al menos relacionado con un aumento en la amplitud y en la frecuencia promedio de la señal [19]. Actualmente, las técnicas más utilizadas para detectar fatiga muscular en señales sEMG son la frecuencia media (F_{mean}) y frecuencia mediana

(F_{med}) [20]. Ambas tienen un comportamiento bastante similar, decreciendo desde el inicio hasta el final del ejercicio, como se muestra en la Fig. 2.5.

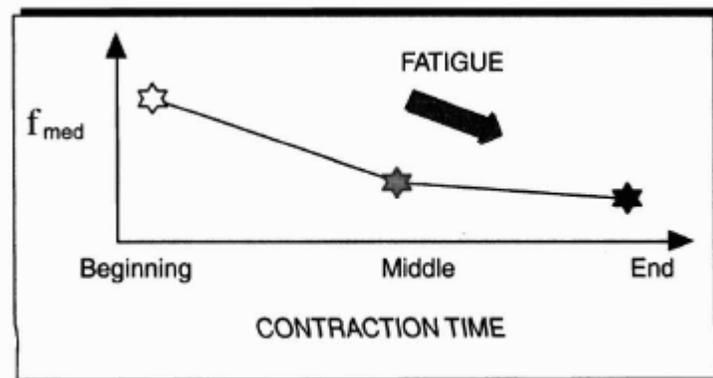


Fig. 2.5 Cambio de la F_{med} en el tiempo al analizar fatiga muscular [20].

En la literatura existen muchas opiniones acerca de los métodos y algoritmos óptimos para detectar fatiga muscular de forma automática. Sin embargo, las investigaciones más recientes mencionan nuevos posibles indicadores para este campo, uno de ellos son los índices espectrales de Dimitrov. [21]

2.5. Índice de Dimitrov

Para determinar la fatiga muscular a partir de una señal EMG, se solía usar la razón de potencia en frecuencias altas y bajas. Sin embargo, establecer la banda de frecuencia requería de extremada subjetividad, lo que repercutía en la variación de estas en la literatura. A raíz de esto, Dimitrov et al postularon un modelo matemático que arroja como resultado un conjunto de índices, posteriormente validados y nombrados en su honor como los índices de Dimitrov [22]. Para esto, se realizó un estudio con 7 sujetos sanos, sin trastornos motores ni lesiones, todos deportistas aficionados que entrenaban 3 a 4 veces por semana. Se sometió a los sujetos a una extensión de rodilla unilateral (derecha únicamente) en una clásica máquina para este propósito, donde inicialmente se registró la contracción voluntaria máxima (MVC) y la repetición máxima (1RM). Luego, se realizaron 10 series de 15 repeticiones al 50% de su 1RM. Una vez finalizadas las 10 series, cada sujeto repitió el ejercicio contra una carga de 120 [kg] (imposible de mover con esta técnica) y se midió su MVC. En todo momento se registró la actividad EMG del cuádriceps femoral derecho y el ángulo de flexión/extensión de la rodilla, entre otras variables. Finalmente, se obtuvo la siguiente ecuación:

$$FI_{nsmk} = \frac{\int_{f_1}^{f_2} f^{-1} \cdot PS(f) df}{\int_{f_1}^{f_2} f^k \cdot PS(f) df} \quad (2.2)$$

Donde k toma, en el trabajo original, los valores 2, 3, 4 o 5 correspondientes a los índices de Dimitrov FI_{nsm2} , FI_{nsm3} , FI_{nsm4} y FI_{nsm5} respectivamente, y f_1 y f_2 corresponden a frecuencias de 5 [Hz] y 500 [Hz] respectivamente. El cambio porcentual de estos índices varía a medida que el músculo se va acercando a la fatiga (Figura 2-2) [22]. De acuerdo a lo propuesto por el autor, los rangos esperados son los que se indican en la Tabla 2.1.

Tabla 2.1 Rangos cambio de FI_{nsm5} esperados y su nivel de fatiga asociado

Cambio FI_{nsm5}	Nivel de fatiga
$200 < FI_{nsm5}$	Bajo
$200 < FI_{nsm5} < 400$	Moderado
$FI_{nsm5} > 400$	Alto

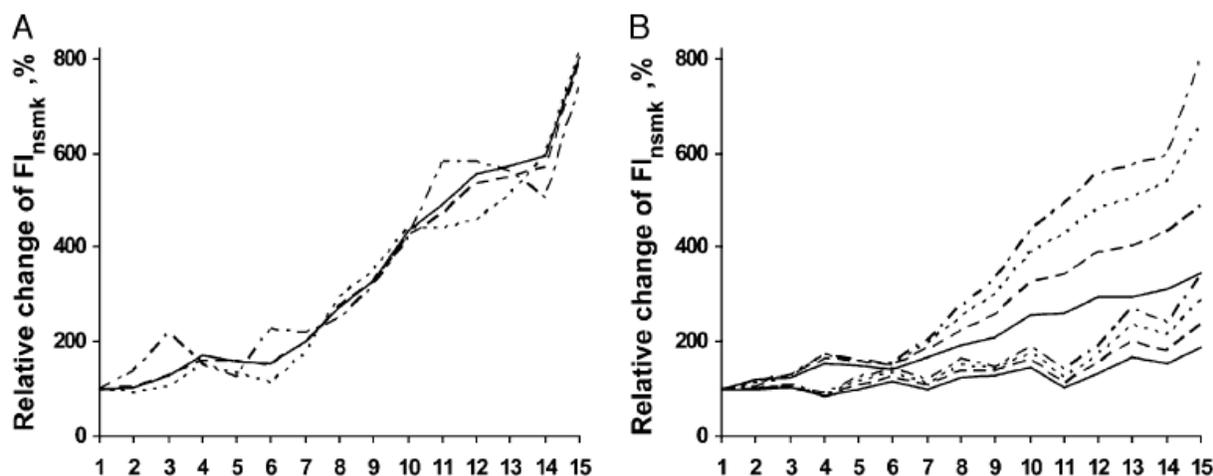


Fig. 2.6 Resultados índices espectrales de Dimitrov [22]

En la Fig. 2.6 A se muestra los cambios del índice FI_{nsmk} de orden $k = 5$, para las fases concéntrica (línea punteada), excéntrica (línea discontinua), y ambas combinadas, sin filtrar (línea sólida) y con un filtro notch de 50 [Hz] (línea segmentada). En la Fig. 2.6 B se muestra la variación del índice de orden $k = 2$ (línea continua), $k = 3$ (línea segmentada), $k = 4$ (línea punteada) y $k = 5$ (línea discontinua). Las cuatro líneas inferiores corresponden respectivamente a los índices de Dimitrov para la primera serie del ejercicio, y las 4 superiores corresponden a los mismos índices pero en la cuarta serie.

Una segunda incursión en el tema la realizaron Arias et al [23], al desarrollar un dispositivo de adquisición y envío de datos de señales sEMG, para luego procesarlas, aplicar los índices espectrales de Dimitrov y detectar así la fatiga muscular en contracciones dinámicas. Lograron trabajar con los índices y demostraron su utilidad para contracciones dinámicas de alta potencia.

2.6. Discusión

La revisión aquí expuesta muestra las principales características de la electromiografía de superficie. La literatura deja en claro los principales artefactos presentes en la adquisición de esta señal, y a su vez indica los métodos comúnmente utilizados para atenuar cada uno de estos. En cuanto a la fatiga muscular, existe mucho material disponible y, aunque en este trabajo sólo se expuso una fracción, los estudios son concluyentes y concordantes sobre el origen de esta y su relación con el entrenamiento físico. Queda clara la utilidad de las mediciones comúnmente aplicadas como la MVC. Está bastante estudiada la fatiga muscular en el dominio de la frecuencia, donde la mayor parte de los estudios se han concentrado históricamente en los cambios en el espectro de frecuencias, principalmente en contracciones isométricas como la MVC. Sin embargo, hay poca información con referencia al comportamiento de la sEMG durante contracciones dinámicas, y es aún más escasa la literatura vinculante a los índices de Dimitrov. Es precisamente en estos últimos puntos en los que se concentrará este trabajo investigativo, donde se buscará comparar los innovadores índices espectrales mencionados con las técnicas más comunes: (a) F_{mean} y (b) F_{med} . Se pondrá especial énfasis en intentar determinar y comparar el desempeño de las nuevas técnicas entre contracciones isométricas y dinámicas, señales sEMG de distintas fuentes y entre sujetos de estudio de distintas edades y variados niveles de actividad física.

3. Desarrollo del algoritmo

3.1. Introducción

Basándose en los conocimientos adquiridos durante la búsqueda bibliográfica se diseñó, programó e implementó el algoritmo detallado en esta sección. Se aplicó el algoritmo a una recopilación de señales sEMG de entrenamiento de fuerza. Cada avance significativo relacionado con este trabajo se indica a continuación.

3.2. Adquisición de la Señal

Antes de desarrollar el algoritmo, fue necesario adquirir señales de sEMG. Para esto se utilizó el equipo Biopac MP35 configurado para adquirir señales sEMG con los rangos de frecuencia estudiados previamente (5-250 Hz) [22], con filtro pasabajo de 250 Hz y pasa alto de 5 Hz. Se conectó el canal 1 al brazo derecho y el 2 al brazo izquierdo, ubicando el electrodo positivo (rojo) en la parte superior del bíceps y el negativo (negro) en la parte inferior, como se indica en la Fig. 3.1. Se fijó la frecuencia de muestreo F_s en 1000 muestras/seg.

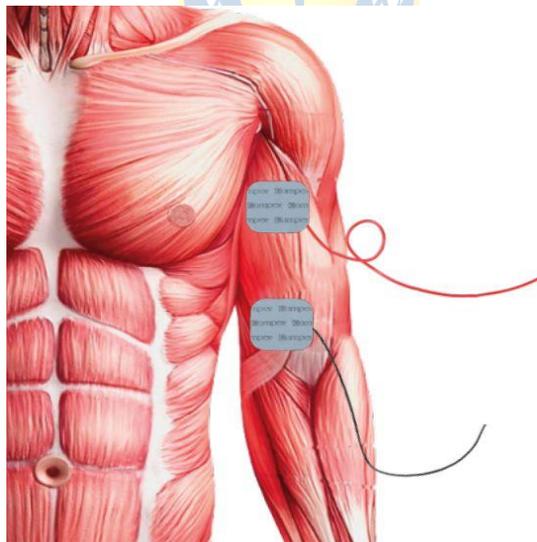


Fig. 3.1 Posición de electrodos en bíceps

Con los parámetros configurados, se realizó una rutina de “Curl de bíceps con barra”, consistente en 12 repeticiones con 16 kg. Esta rutina fue llevada a cabo por un sujeto (Sujeto 1) de mediana edad, no deportista. La realización de la última repetición fue extremadamente difícil para el sujeto en estudio, planificado así previamente para acercarse lo más posible a la fatiga muscular. Se

obtuvo de esta forma la primera señal a procesar, un sEMG de 12 contracciones isotónicas. Con el mismo peso, después de un descanso de 2 min, el Sujeto 1 realizó el mismo levantamiento, pero esta vez sostuvo la barra por el mayor tiempo posible en un ángulo aproximadamente de 90° entre el antebrazo y el brazo como muestra la Fig. 3.2. Se obtuvo así la segunda señal, esta vez de una contracción isométrica. Después otro sujeto (Sujeto 2), joven, deportista, realizó los mismos dos ejercicios pero esta vez con una mancuerna de 10 kg y se le monitoreó solamente el brazo dominante (Izquierdo). Se obtuvo así otras dos señales, de contracción isométrica e isotónica respectivamente.



Fig. 3.2 Adquisición de señales en laboratorio utilizando equipo Biopac.

Una vez adquiridas y almacenadas estas cuatro señales “.mat”, se procesaron como se muestra a continuación.

3.3. Descripción General del Sistema

Como se mencionó en el apartado anterior, se trabajó con los dos tipos de contracciones musculares: isométrica e isotónica. Sus señales mioeléctricas son considerablemente distintas lo que hace que el procesamiento para ambas difiera de igual manera. Sin embargo y a grandes rasgos, en ambas fue posible aplicar un protocolo similar, mostrado en la Fig. 3.3.

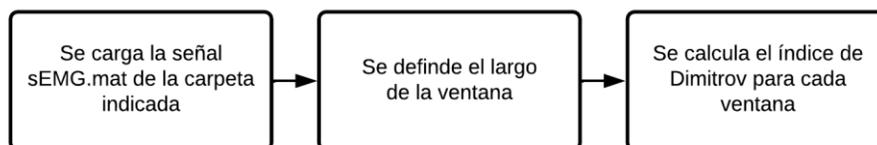


Fig. 3.3 Protocolo de procesamiento general de cada señal sEMG

Ahora siguiendo el esquema de la Fig. 3.3, inicialmente se creó una función en Matlab que recibe como entrada la ruta o “path” de una carpeta, enlista todas las señales “.mat” e itera cargando y guardando en un vector cada una de estas. Una vez cargada la/s señal/es, se procedió a trabajar con los índices espectrales de Dimitrov.

3.3.1 Cálculo del índice de Dimitrov

Para el cálculo de los índices de Dimitrov se trabajó con la Transformada de Fourier (FFT) de la señal sEMG en bruto bajo la premisa de (2.2). Se utilizó los órdenes f^0 y f^{-1} que plantea la ecuación, además del factor k . Inicialmente se probó con $k = 5$ (FI_{nsm5}), por ser el más utilizado en la literatura [20]. Se diseñó una función en Matlab siguiendo el esquema planteado a continuación (Fig. 3.4), que recibe como entrada una señal sEMG completa o una fracción de esta, la frecuencia de muestreo F_s y el valor k , y retorna el valor correspondiente al índice FI_{nsmk} .

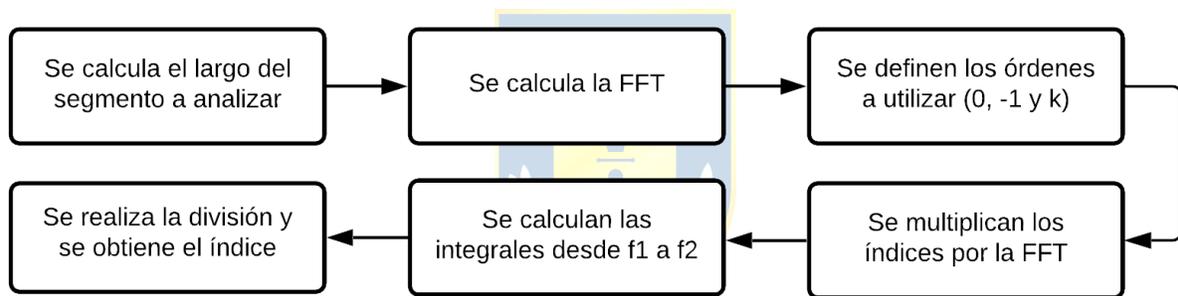


Fig. 3.4 Modelo del algoritmo para el cálculo del índice de Dimitrov

Para visualizar de manera coherente los resultados entregados por la función, es inútil aplicarla directamente a la señal completa, ya que esta entregará un único valor para toda la señal. Se debe realizar un análisis por ventanas que permita aplicar la función en cada una, obteniendo así un valor de fatiga para cada segmento y poder visualizar su cambio en el tiempo. El protocolo de elección del largo de la ventana va a depender del tipo de contracción con el que se desee trabajar, como se muestra a continuación.

3.3.2 Contracción Isométrica

Una vez desarrollada las funciones que permitirían cargar las señales y calcular los índices de Dimitrov, se aplicaron a las señales isométricas adquiridas en el laboratorio. A pesar de que las contracciones isométricas presentan variaciones de amplitud constantemente, para fines prácticos su

espectro de señal se puede considerar homogéneo en el tiempo como se observa en la Fig. 3.5, lo que permitió analizar la señal trasladando ventanas de largo constante.

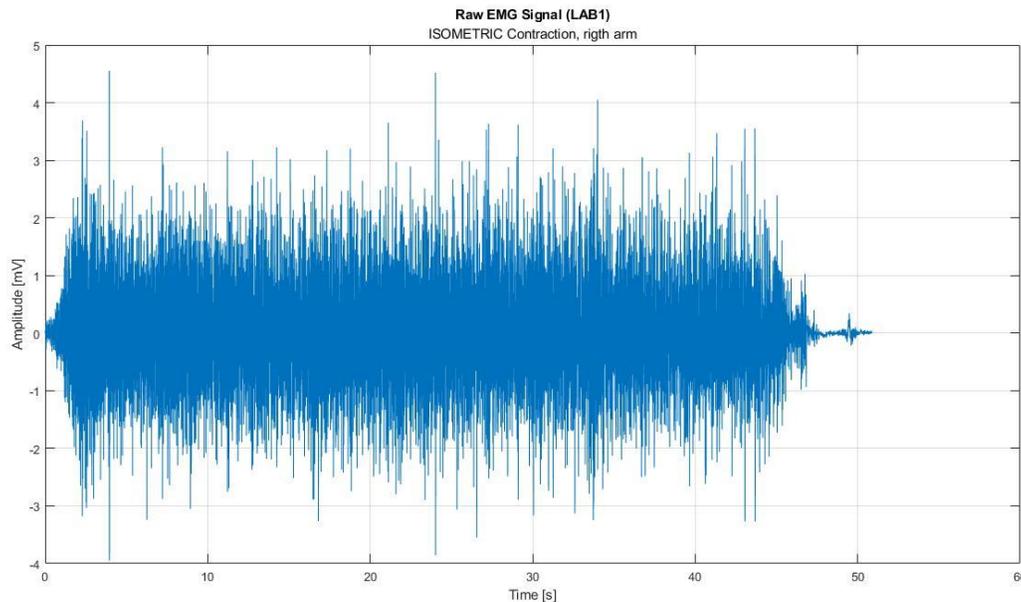


Fig. 3.5 Señal de sEMG de levantamiento isométrico con barra (brazo derecho)

Para esto se utilizó una ventana de 2 segundos de duración (2000 muestras), la que se fue trasladando cada 1000 puntos a lo largo de la señal para no perder información, aplicando la función para calcular el índice de Dimitrov en cada una de estas. Se normalizaron los resultados y se graficó como un cambio porcentual en el tiempo.

Se repitió el procedimiento para cada señal descrita anteriormente, es decir, para ambos brazos en el levantamiento con barra y para el levantamiento con mancuerna.

3.3.3 Contracción Dinámica

Las señales sEMG de contracciones dinámicas, y en especial las de series de ejercicios como las realizadas para este trabajo se conforman de intervalos de tiempo de mayor actividad mioeléctrica, cuando se están realizando las fases concéntricas y excéntricas del ejercicio, y periodos de poca actividad entre cada levantamiento como muestra la Fig. 3.6.

Aunque se hizo todo lo posible para mantener la periodicidad de las repeticiones durante la adquisición, es inevitable que haya un leve desfase entre cada una. Es por esto que el procesamiento de estas señales fue levemente distinto con respecto a las isométricas.

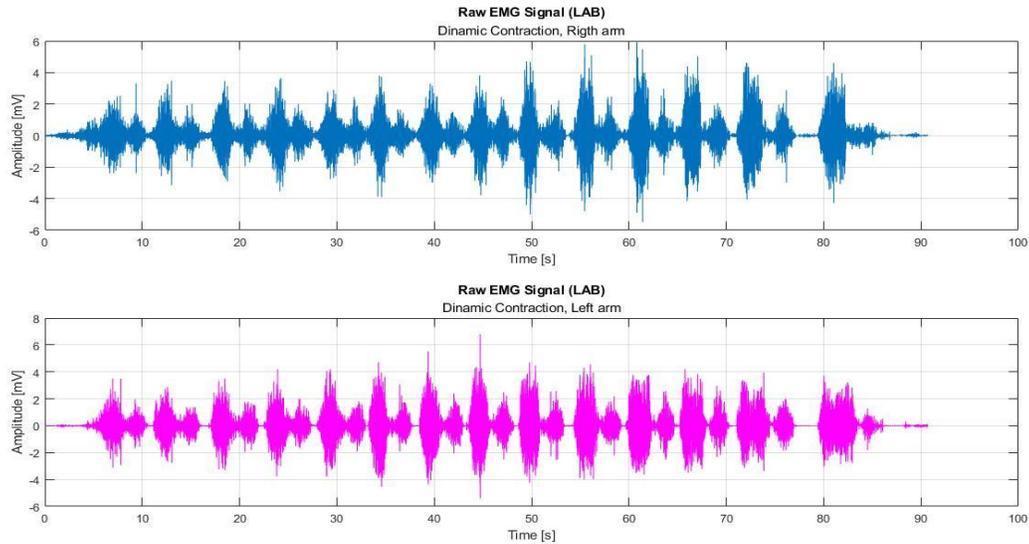


Fig. 3.6 Señal sEMG de curl de bíceps con barra.
Brazo derecho (arriba) e izquierdo (abajo)

Para estas señales fue necesario inicialmente sumar el valor absoluto de los elementos en una ventana de 100 muestras, haciendo más notorias las contracciones como se muestra en la Fig. 3.7.

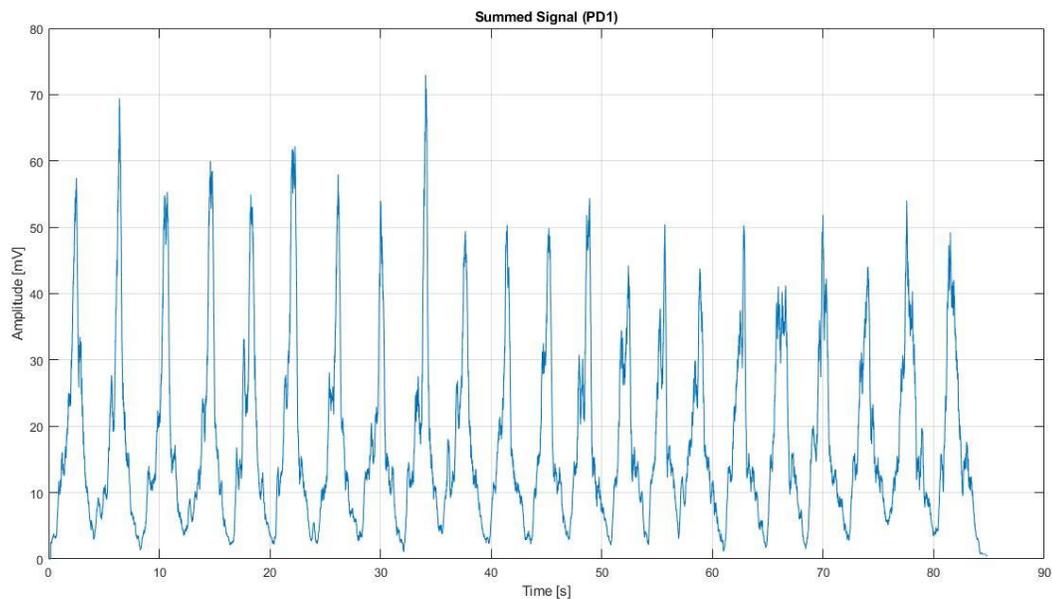


Fig. 3.7 Suma de los elementos de la señal sEMG de curl de bíceps con barra

Luego se calculó los picos y el promedio de estos y se eliminaron aquellos menores a un séptimo del promedio. Cabe mencionar que se probó definiendo como umbral distintas fracciones de los máximos ponderados, desde el 50% hasta el 10%, siendo la fracción mencionada la que dio mejores resultados en los pasos posteriores, como se muestra en las Fig. 3.8, Fig. 3.9, Fig. 3.10 y Fig. 3.11.

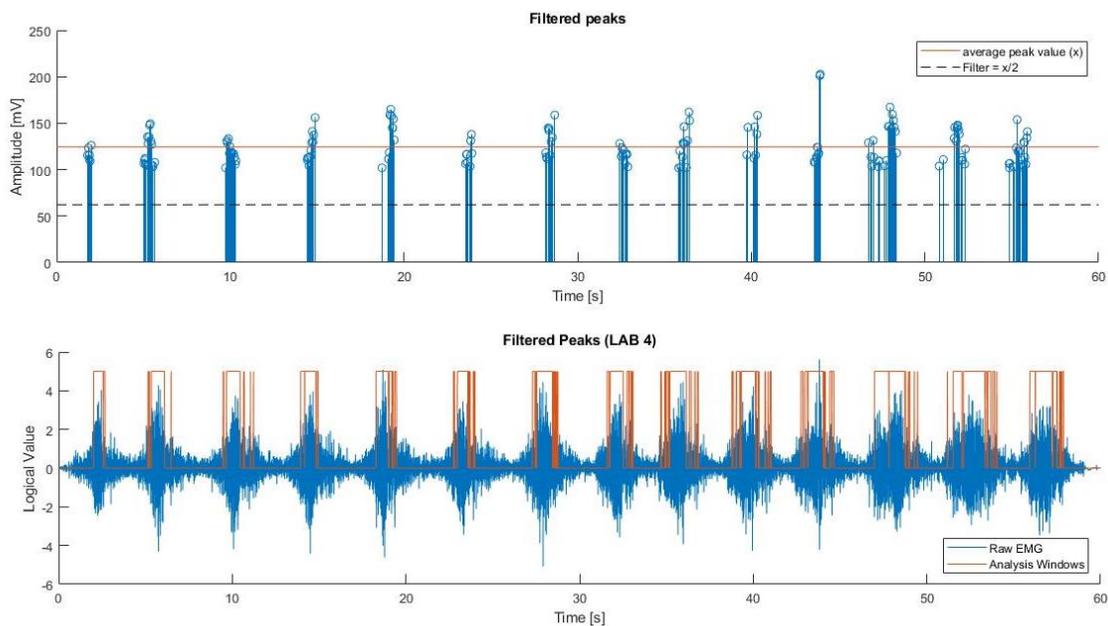


Fig. 3.8 Promedio de los máximos dividido por 2 (superior) y su implicancia en la ventana (inferior)

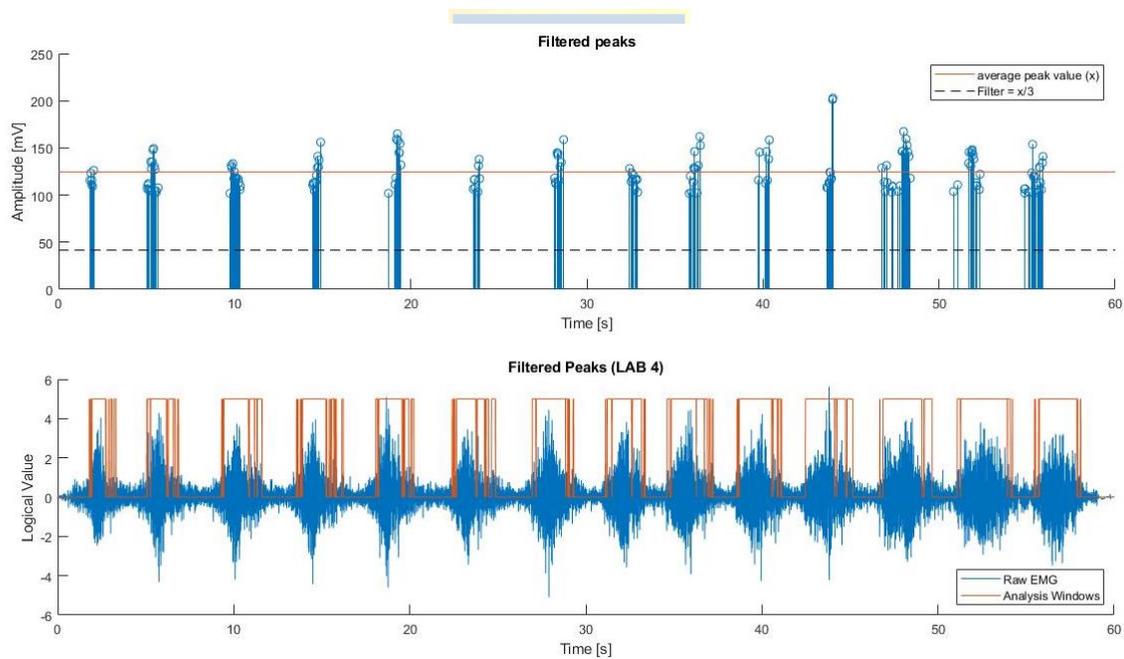


Fig. 3.9 Promedio de los máximos dividido por 3 (superior) y su implicancia en la ventana (inferior)

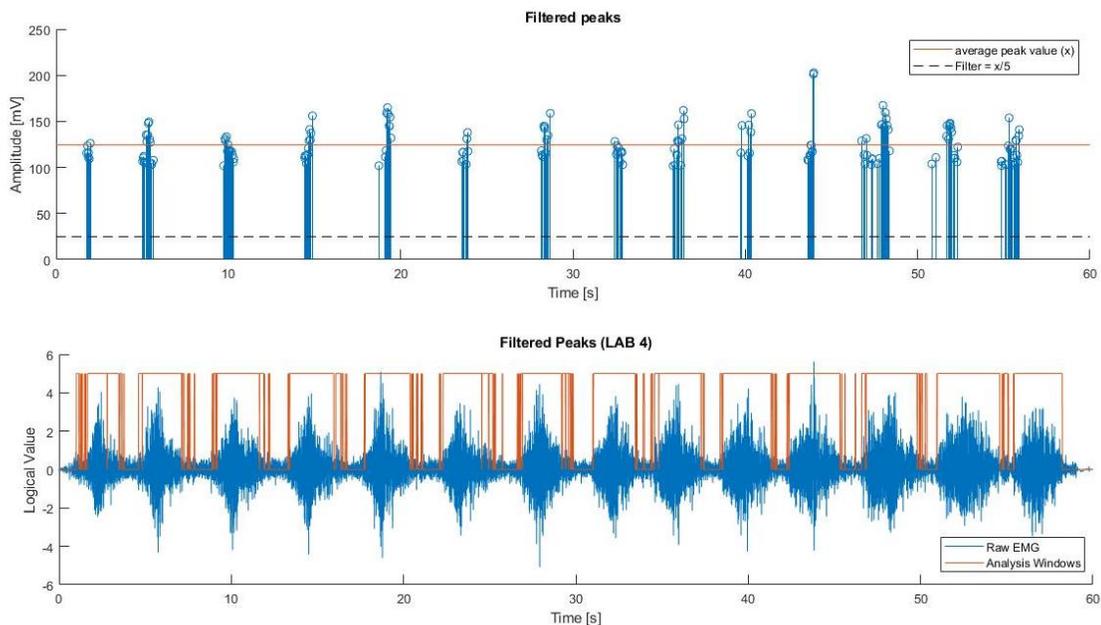


Fig. 3.10 Promedio de los máximos dividido por 5 (superior) y su implicancia en la ventana (inferior)

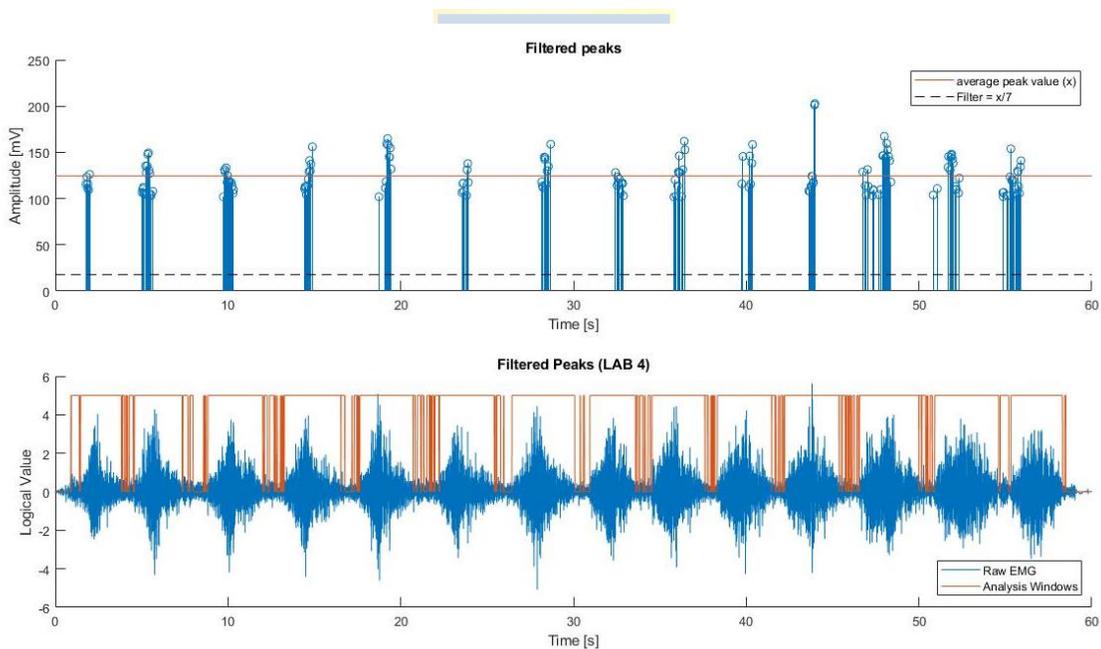


Fig. 3.11 Promedio de los máximos dividido por 7 (superior) y su implicancia en la ventana (inferior)

Como se puede observar, el ancho inicial de la ventana aumenta a medida que disminuye el umbral. Al aumentar el divisor más allá de 7 las ventanas comenzaban a fusionarse entre contracciones, por lo que se desestimaron.

Con el umbral elegido, las ventanas abarcaron cada contracción en su totalidad. Sin embargo, se crearon también ventanas muy pequeñas que perjudicaban el análisis. Para solucionar esto se

codificó el programa para que calculara los cantos de subida y bajada de cada ventana y luego la ponderación de la distancia entre el canto de bajada de una y el canto de subida de la siguiente. Aquellas cuya distancia era menor a la mitad del promedio se unieron, como se muestra en la Fig. 3.12.

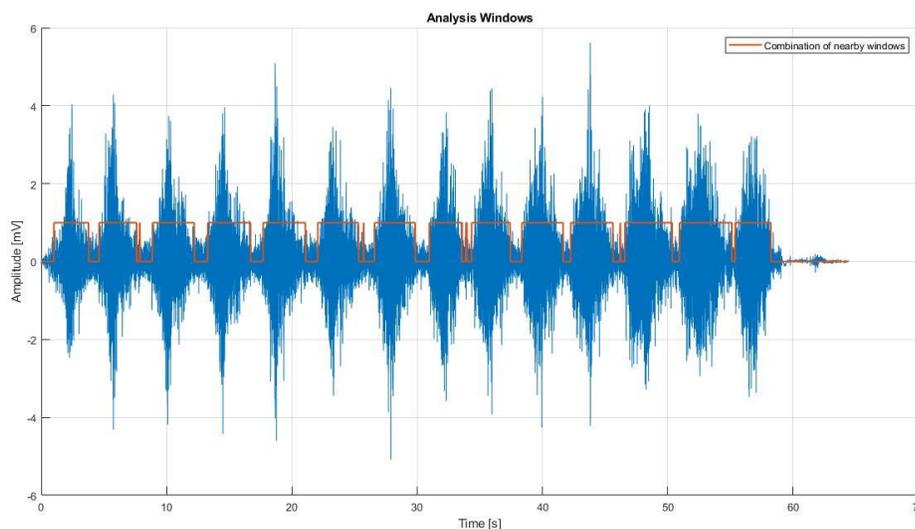


Fig. 3.12 Unión de ventanas cercanas

Las ventanas estaban casi perfectas, exceptuando algunas que no cumplían con ninguna de las condiciones aplicadas previamente. Se decidió calcular el promedio del largo de todas las ventanas y eliminar aquellas menores a un umbral. Una vez más se probó con distintos valores, hasta llegar al mejor resultado, el 33% del promedio del largo. Así, se obtuvo finalmente las ventanas útiles para aplicarles la función de Dimitrov como se muestra en la Fig. 3.13.

Se aplicó la función en cada contracción al igual que en las señales isométricas. Sin embargo, el resultado no fue coherente. Se decidió cambiar el algoritmo y en vez de aplicar directamente la función a toda la ventana, lo que implicaba trabajar con alrededor de 5000 muestras por ventana, se aplicó cada 500 muestras. Se obtuvieron cerca de 10 valores para cada ventana, los que se promediaron para obtener un único índice por cada contracción. Finalmente, los valores obtenidos se normalizaron y se expresaron como un cambio porcentual en el tiempo.

Luego, para tener un parámetro de comparación de los resultados, se aplicaron los comandos de Matlab para calcular la frecuencia media (F_{mean}) y frecuencia mediana (F_{med}) en cada ventana de análisis de forma idéntica a cómo se aplicó la función Dimitrov. Se obtuvo entonces un valor para cada contracción, el que se normalizó y se expresó como un cambio porcentual.

Se repitió el procedimiento para las demás señales de contracciones dinámicas, la de ambos brazos en el levantamiento con barra y la del levantamiento con mancuerna.

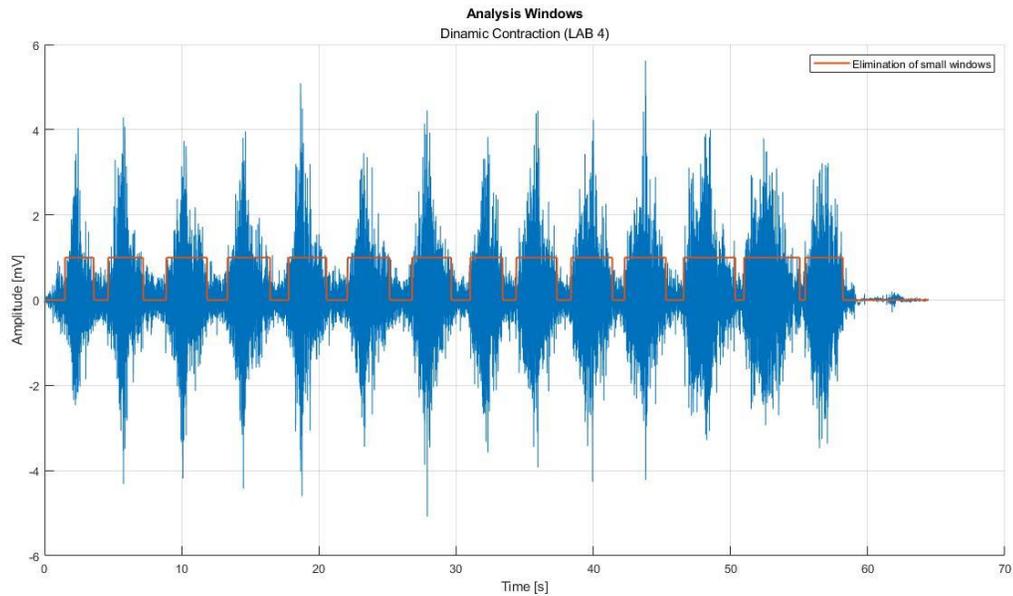
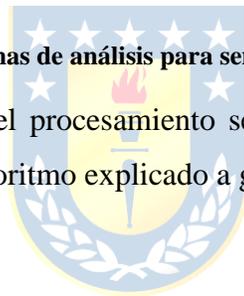


Fig. 3.13 Ventanas de análisis para señales de sEMG dinámicas

Para facilitar la comprensión del procesamiento se muestra a continuación (Fig. 3.14) un diagrama de flujo con cada paso del algoritmo explicado a grandes rasgos.



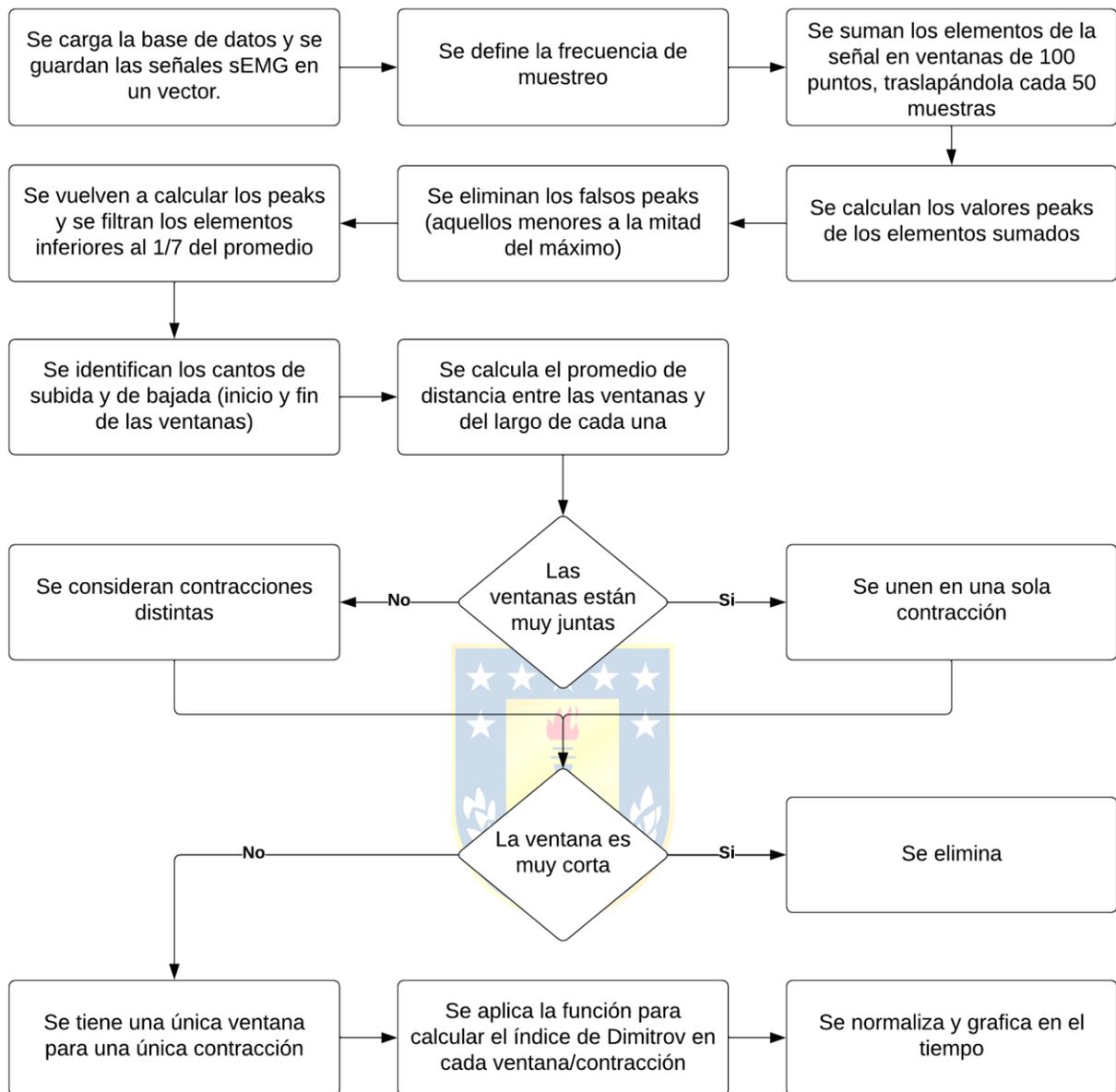


Fig. 3.14 Algoritmo para calcular los índices espectrales de Dimitrov

3.4. Recopilación de señales

Para validar el procesamiento antes explicado, se consideró imperativo aumentar el universo de señales a las que se aplicaría el algoritmo. Por esta razón se recopilamos señales similares (sEMG de bíceps), las que se detallan brevemente a continuación.

- 5 señales sEMG de entrenamiento dinámico de fuerza (Curl de bíceps) adquiridas por Arias et al [23], todas realizadas hasta el agotamiento del sujeto en estudio, induciendo altos niveles de fatiga. Las señales (5 – 250 [Hz]) fueron muestreadas a 500 [Hz].
- 1 señal sEMG de flexo extensión de codo con mancuerna de 4 [kg] de un sujeto joven y atlético, cuyo ritmo de contracción, inicialmente de 12 contracciones por minuto, fue aumentando en el tiempo. Durante la adquisición se monitoreó también el desplazamiento articular y se expresó en grados, sin embargo esta información no es relevante para este estudio, más allá de saber que la flexo extensión fue desde 0° a 90°. Se muestreó a 1000 [Hz].



4. Resultados

4.1. Introducción

A continuación se muestran los resultados obtenidos al aplicar el algoritmo desarrollado a 10 señales sEMG, 8 señales sEMG de entrenamiento dinámico de fuerza y 2 de entrenamiento isométrico, de 3 bases de datos distintas. Se muestra además comparaciones entre los resultados obtenidos mediante los índices de Dimitrov y los obtenidos mediante el análisis de la Fmed y Fmean.

4.2. Aplicación de algoritmo a señales adquiridas en laboratorio

Al aplicar el algoritmo a las señales dinámicas e isométricas obtenidas en el laboratorio, se obtuvieron los resultados que se muestran a continuación. Para facilitar la comprensión del trabajo, se mostrarán los resultados de Fmean y Fmed, así como los valores originales (no normalizados) sólo para una de las señales.

4.2.1 Señales Isométricas

Para la señal isométrica con barra (LAB 1) se obtuvieron los resultados de la Fig. 4.1, donde se graficó el valor entregado por el algoritmo para cada ventana, Fig. 4.2 donde se muestran los resultados de Fmean y la Fig. 4.3 donde se muestran los de la Fmed, cada una con dos canales, uno muestra el brazo izquierdo (en azul) y el otro el brazo derecho (anaranjado). Como se observa en la Fig. 4.1; **Error! No se encuentra el origen de la referencia.**, el brazo izquierdo presenta un índice de fatiga notoriamente mayor que el derecho. Esto toma aún más sentido sabiendo que la mano hábil del sujeto es la derecha. Se observa además que los índices de Dimitrov varían casi un 500% desde el inicio hasta el fin del ejercicio mientras que la Fmean y Fmed varían tan solo un 60% en el mismo tiempo.

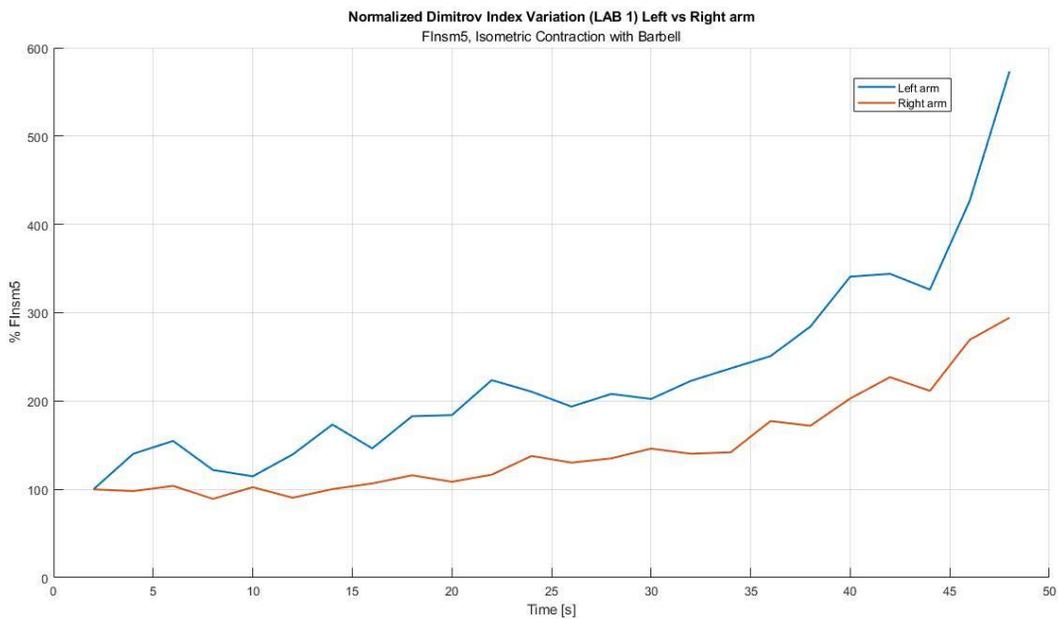


Fig. 4.1 Variación del índice de Dimitrov normalizado, brazo derecho (naranja) vs izquierdo (azul).

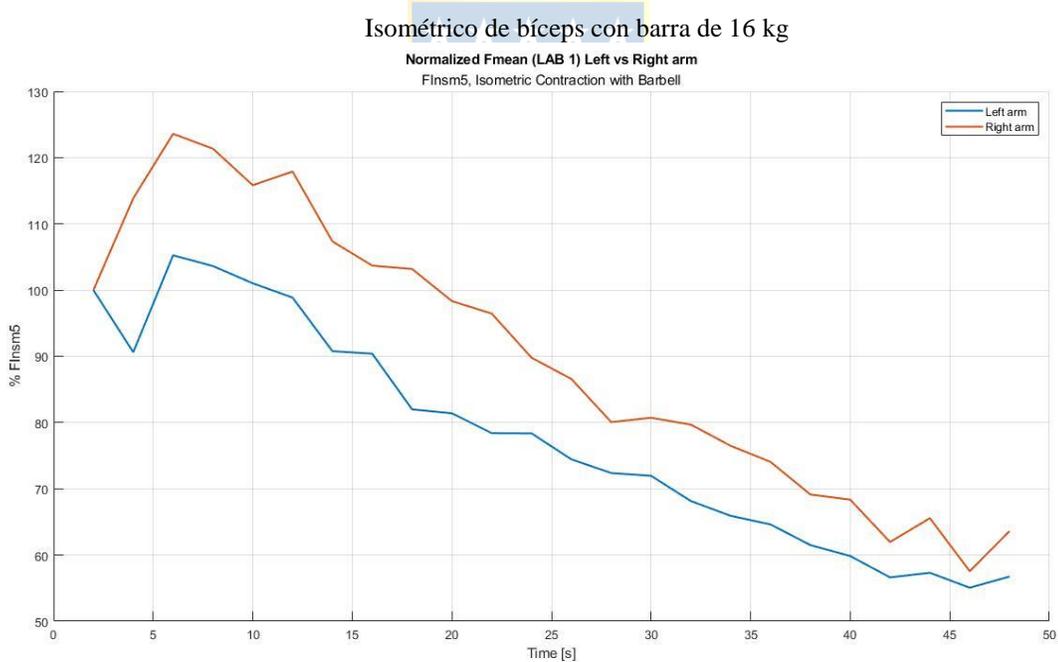


Fig. 4.2 Variación de la Fmean normalizada, brazo derecho (naranja) vs izquierdo (azul).

Isométrico de bíceps con barra de 16 kg

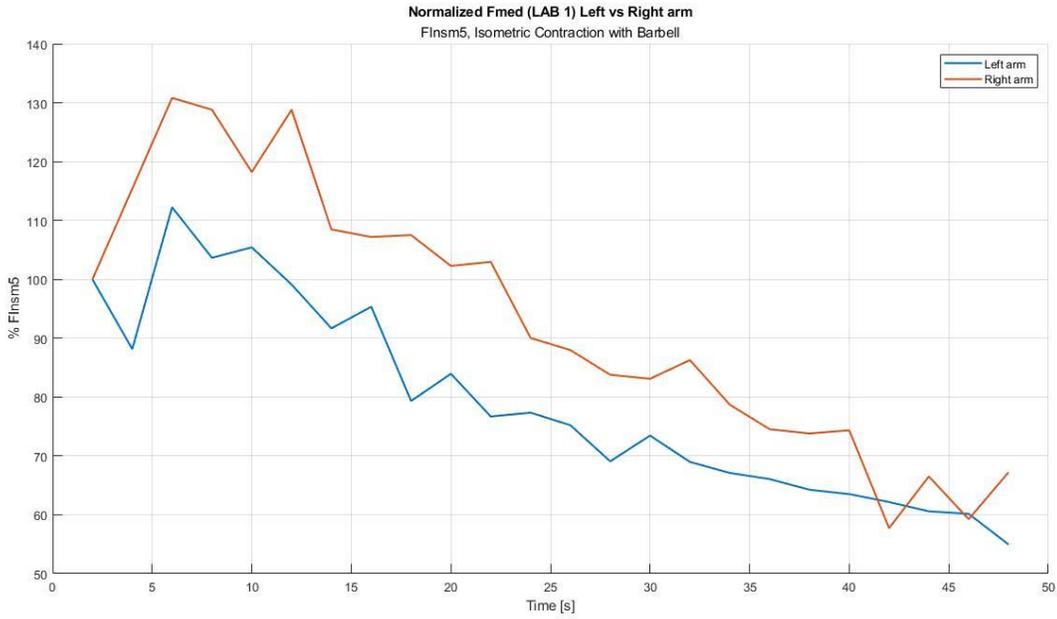
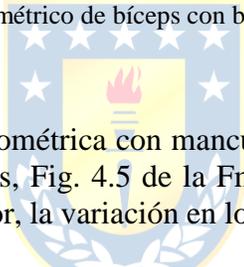


Fig. 4.3 Variación de la Fmed normalizada, brazo derecho (naranja) vs izquierdo (azul).

Isométrico de bíceps con barra de 16 kg



Del procesamiento de la señal isométrica con mancuerna (LAB 2) se obtuvieron las Fig. 4.4 de los índices de Dimitrov normalizados, Fig. 4.5 de la Fmean normalizada y Fig. 4.6 de la Fmed normalizada. Al igual que el caso anterior, la variación en los índices de Dimitrov es más notoria que en las técnicas convencionales.

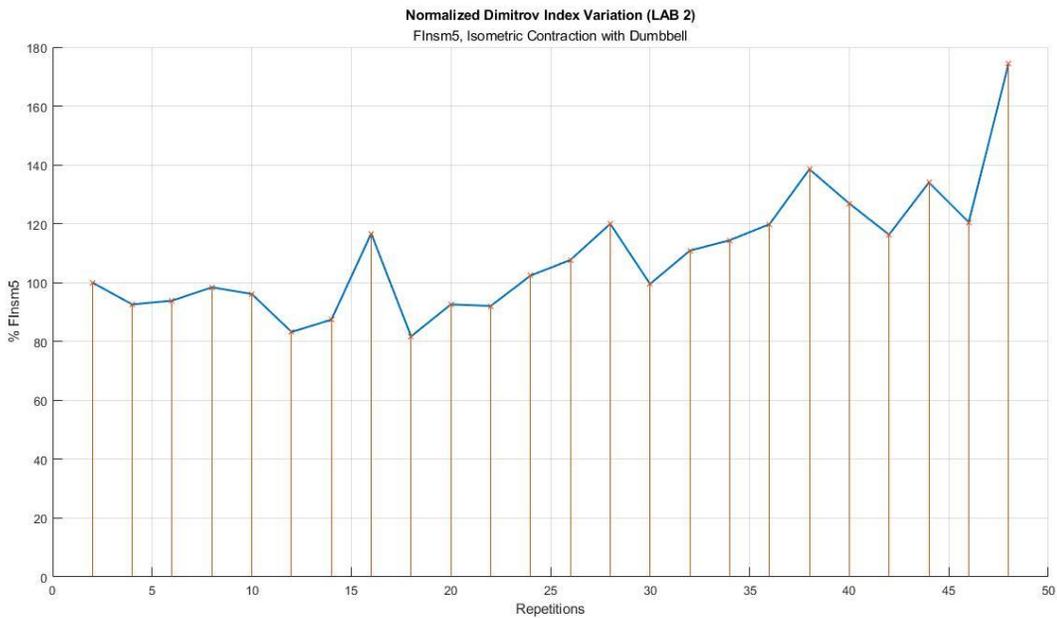


Fig. 4.4 Variación del índice de Dimitrov normalizado.

Contracción isométrica con mancuerna.

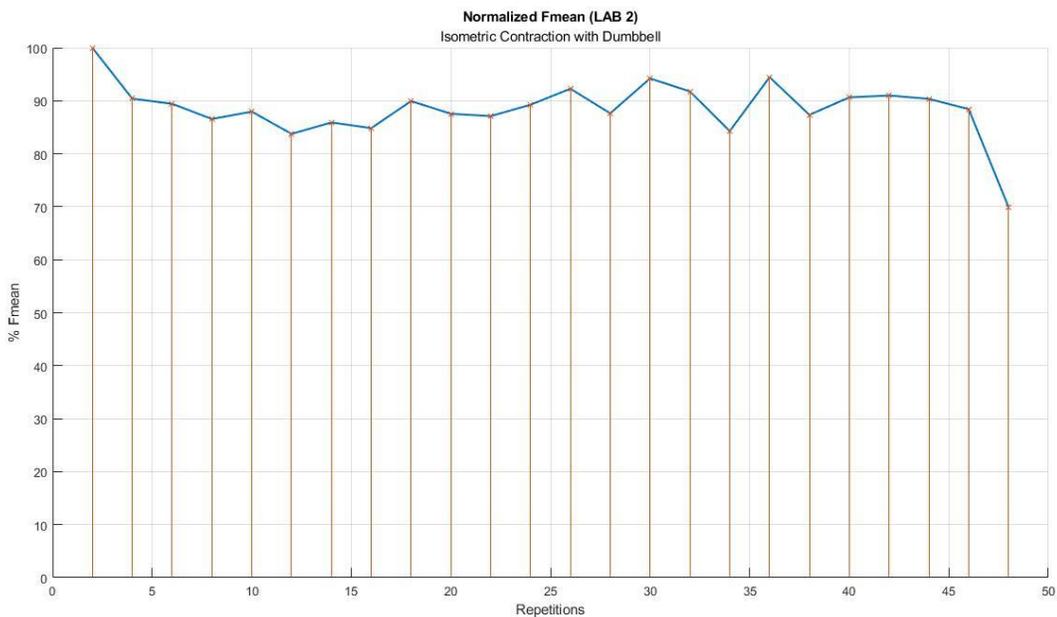


Fig. 4.5 Variación de la Fmean normalizada.

Contracción isométrica con mancuerna.

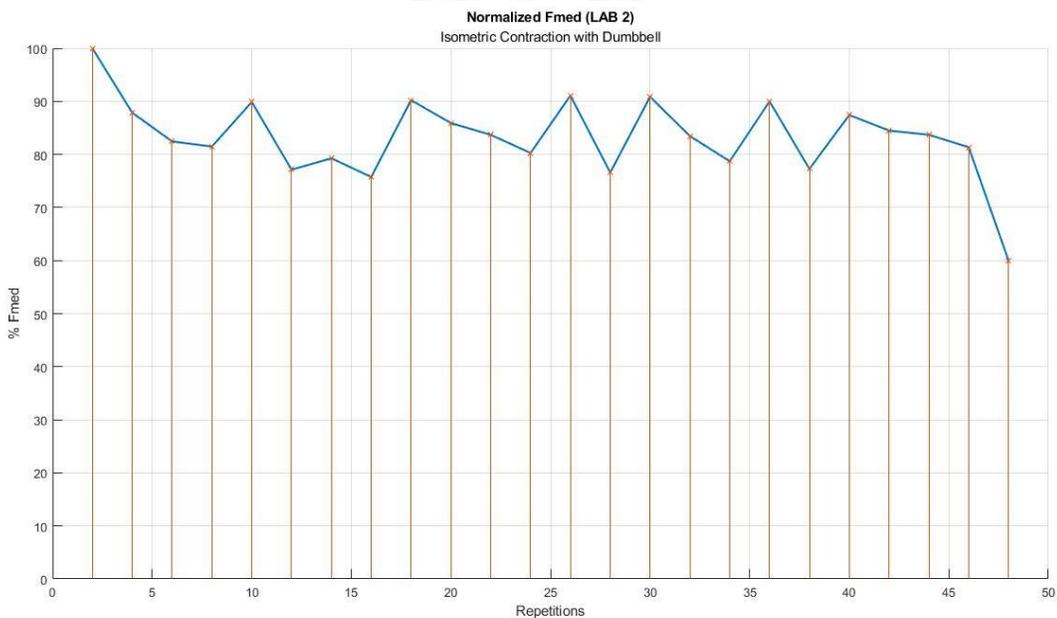


Fig. 4.6 Variación de la Fmed normalizada

Contracción isométrica con mancuerna.

Si comparamos los brazos dominantes de ambos sujetos, se obtiene el gráfico de la Fig. 4.7. Como se observa, el sujeto 2 (de mayor edad y poca actividad física) presenta una variación mayor que el sujeto 1 (joven y deportista).

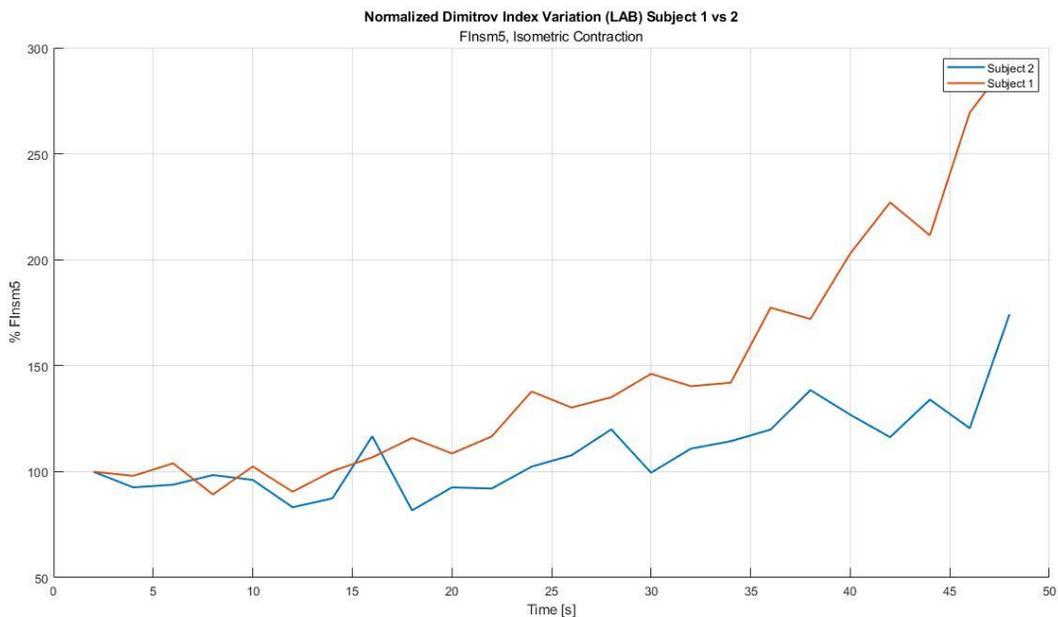


Fig. 4.7 Variación del índice de Dimitrov normalizado

Sujeto 1 vs Sujeto 2.

Obtenidos los resultados para el índice FInsmk, con $k = 5$, se volvió a realizar el procesamiento de la señal “LAB 1”, pero esta vez variando la constante “ k ” desde 2 hasta 9, obteniendo los resultados mostrados en la Fig. 4.8.

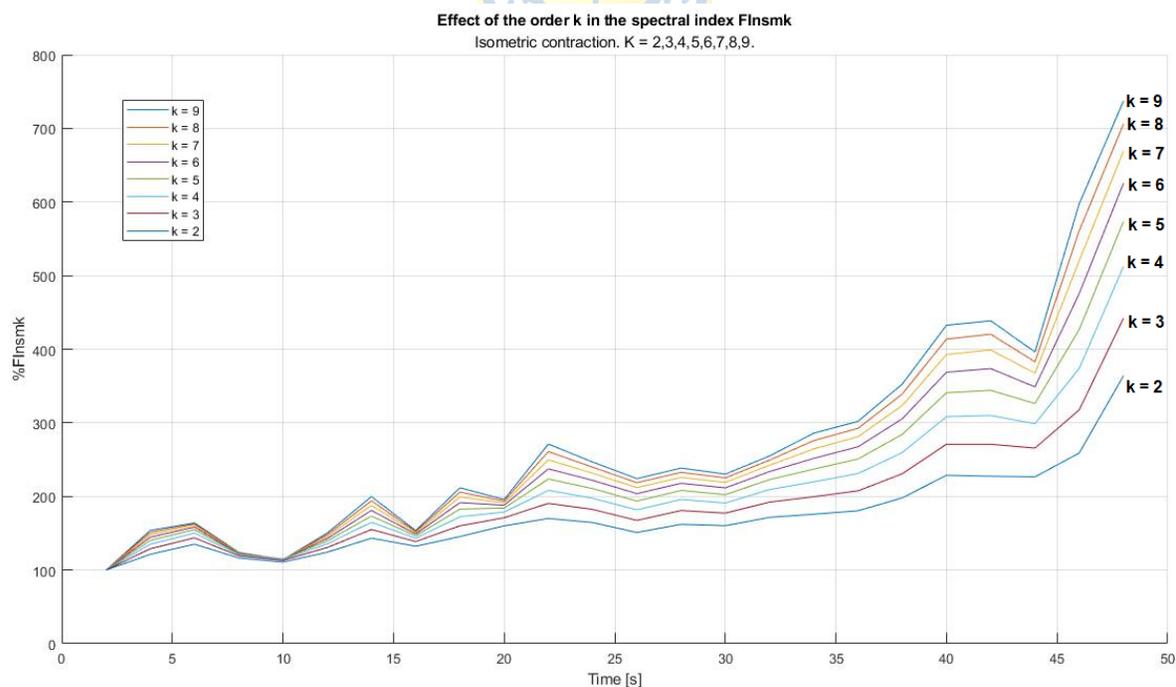


Fig. 4.8 Efecto del orden k en el índice FInsmk para contracciones isométricas

4.2.2 Señales Dinámicas

Para las contracciones dinámicas con barra (LAB 3) se obtuvo la Fig. 4.9, donde nuevamente el brazo dominante presentó menor variación en el índice que el brazo izquierdo.

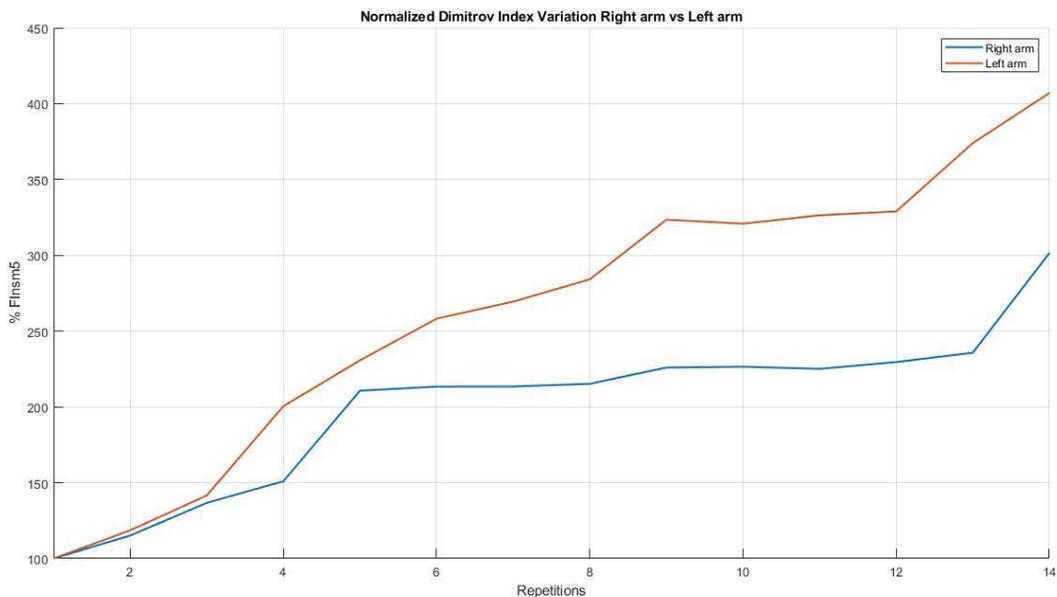


Fig. 4.9 Variación del índice de Dimitrov normalizado, contracción dinámica con barra.
Brazo derecho vs izquierdo.

En el caso del ejercicio con mancuerna (LAB4) se obtuvieron los resultados visibles en la Fig.

4.10.

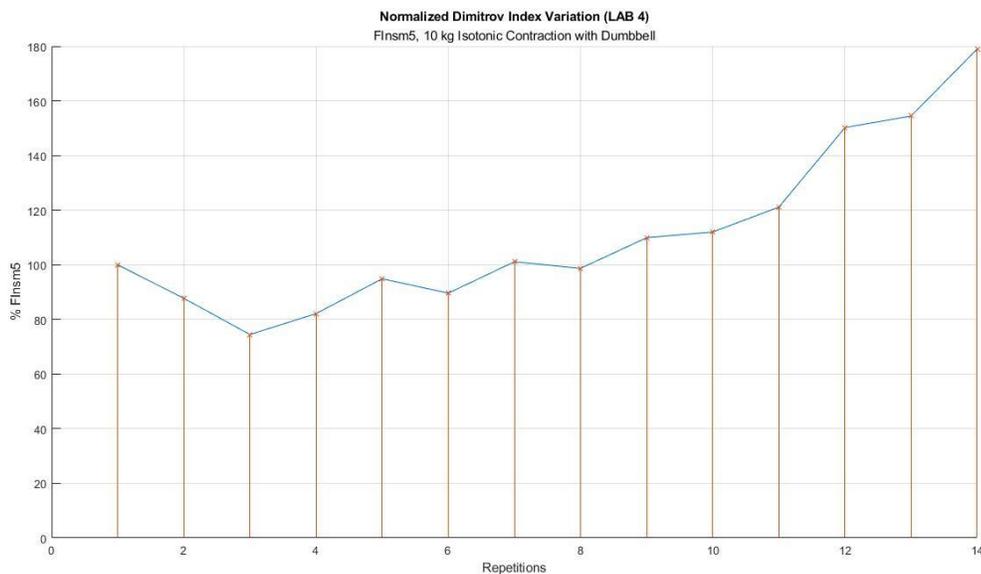


Fig. 4.10 Variación del índice de Dimitrov normalizado

Contracción dinámica con mancuerna.

Al realizar la misma comparación que con la contracción isométrica, se repite el patrón, donde el sujeto 1 muestra una variación en el índice de Dimitrov considerablemente mayor que el sujeto 2 en cada contracción.

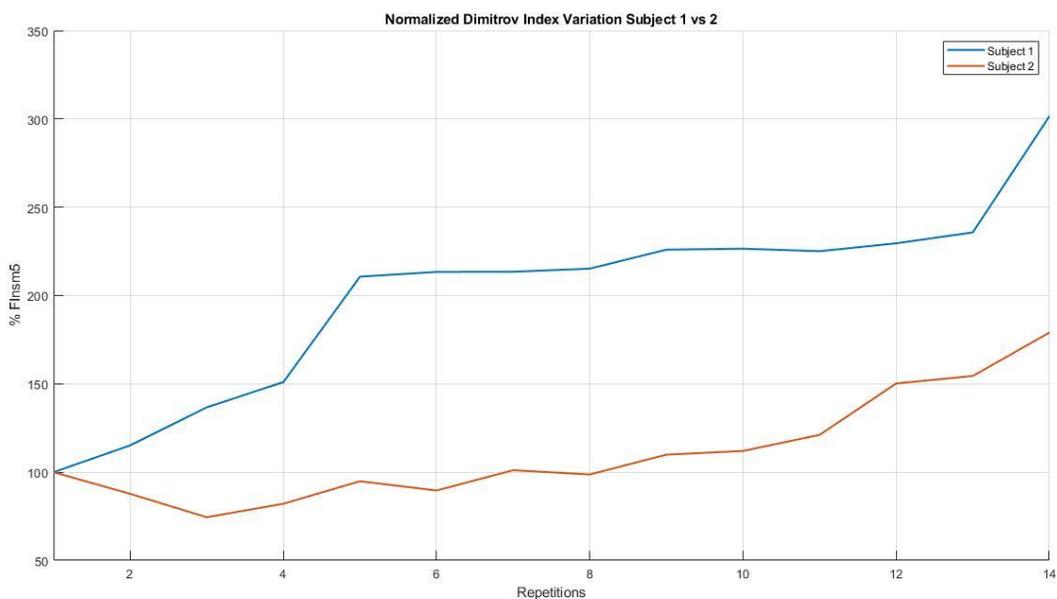


Fig. 4.11 Variación del índice de Dimitrov normalizado, sujeto 1 vs 2.

Curl de bíceps dinámico.

Al igual que en el caso anterior, se probó el efecto de cambiar el orden k en el índice, obteniendo los resultados que se muestran en la Fig. 4.12.

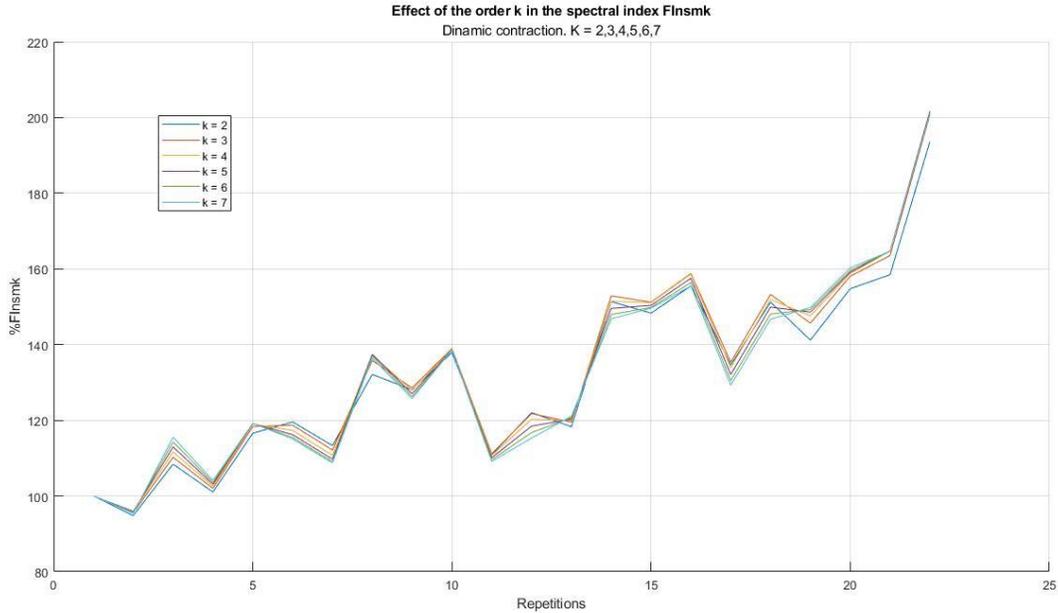


Fig. 4.12 Efecto del orden k en el índice F_{Insmk} para contracciones dinámicas

4.3. Aplicación del algoritmo a otras señales

A continuación se muestran los resultados de la aplicación del algoritmo desarrollado a los grupos de señales encontrados, con el fin de evaluar la aplicabilidad de este en señales sEMG de distintas fuentes.

4.3.1 Curl de bíceps dinámico a ritmo constante

Se encontró cinco señales sEMG de flexión/extensión de codo (Curl de Bíceps). Este grupo de señales fue adquirido en cinco sujetos distintos, cada uno de los cuales realizó la máxima cantidad de repeticiones hasta el agotamiento. Las señales se adquirieron con una frecuencia de muestreo de 500 [Hz]. En la Fig. 4.13 se muestra la señal en bruto de la primera de estas señales con su ventana de análisis.

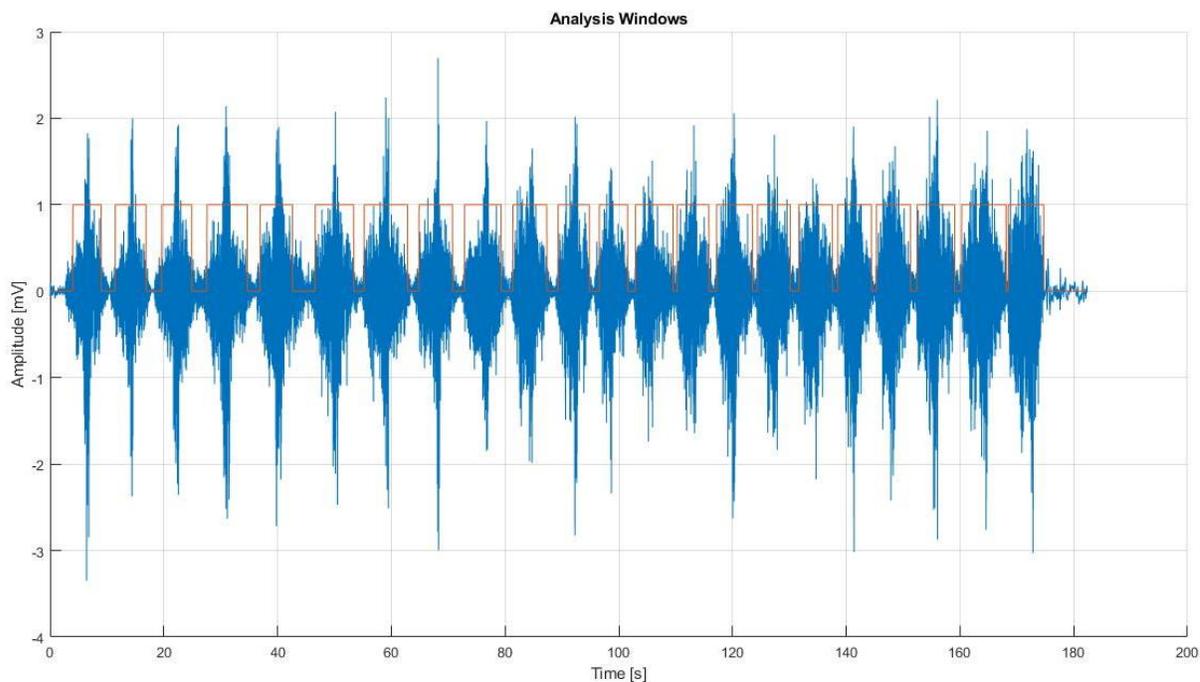


Fig. 4.13 Señal PD1 en bruto con las ventanas de análisis para cada contracción
22 contracciones dinámicas (curl de bíceps con mancuerna)

En la Tabla 4.1 se muestra la cantidad de repeticiones que logró realizar cada uno de los deportistas.

Tabla 4.1 Cantidad de contracciones en cada señal "PD"

Sujeto	Cantidad de contracciones
PD1	22
PD2	25
PD3	22
PD4	20
PD5	25

Al aplicar el algoritmo a la base de datos se obtuvo los valores mostrados en la Fig. 4.14, donde se observa una variación positiva a lo largo de la rutina de ejercicio, en los cinco sujetos, de entre un 100% en el caso más extremo a un 60% en el más moderado.

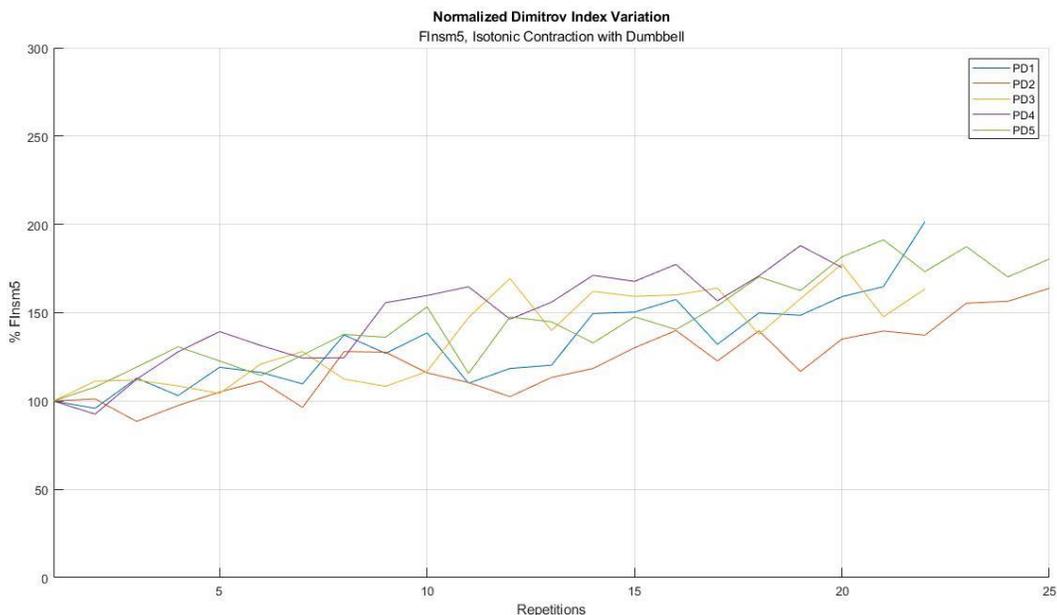


Fig. 4.14 Variación índice de Dimitrov normalizado en señales PD.

Contracción dinámica con mancuerna

4.3.2 Curl de bíceps a ritmo variante

La siguiente señal en la que se probó el algoritmo fue de curl de bíceps, con mancuerna de 4 [kg], pero el ritmo del ejercicio fue acelerando desde 12 rep/min hasta el agotamiento, como se muestra en la Fig. 4.15. El algoritmo detectó bastante bien las contracciones en un inicio, pero a medida que se acercó al final de la señal las contracciones eran tan seguidas que consideró algunos pares de contracciones como una sola, como se muestra en la Fig. 4.16. Cabe destacar que esa doble actividad es propia de repeticiones mal ejecutadas, por lo que se podría justificar en parte el error del algoritmo. Como se observa en la Fig. 4.17, se repite el comportamiento del algoritmo a pesar de la detección imperfecta de las contracciones. Se observa un aumento progresivo a medida que se van ejecutando las repeticiones, hasta llegar al final de la señal donde la fatiga muscular comienza a aumentar de manera acelerada hasta llegar a un aumento del 100% en las últimas repeticiones.

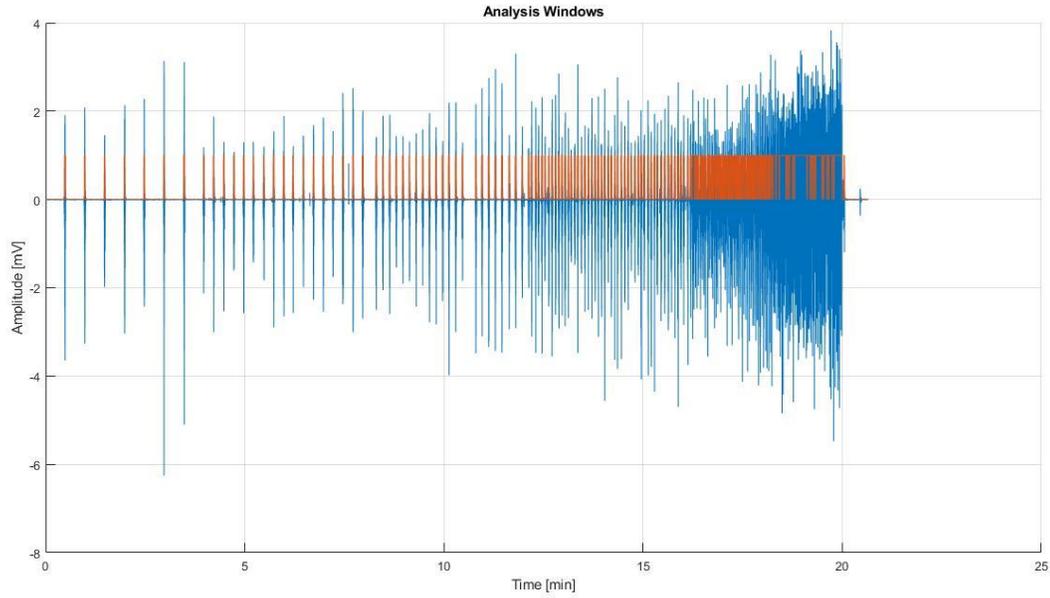


Fig. 4.15 Señal "G" en bruto con su ventana de análisis

Contracción dinámica con ritmo variable

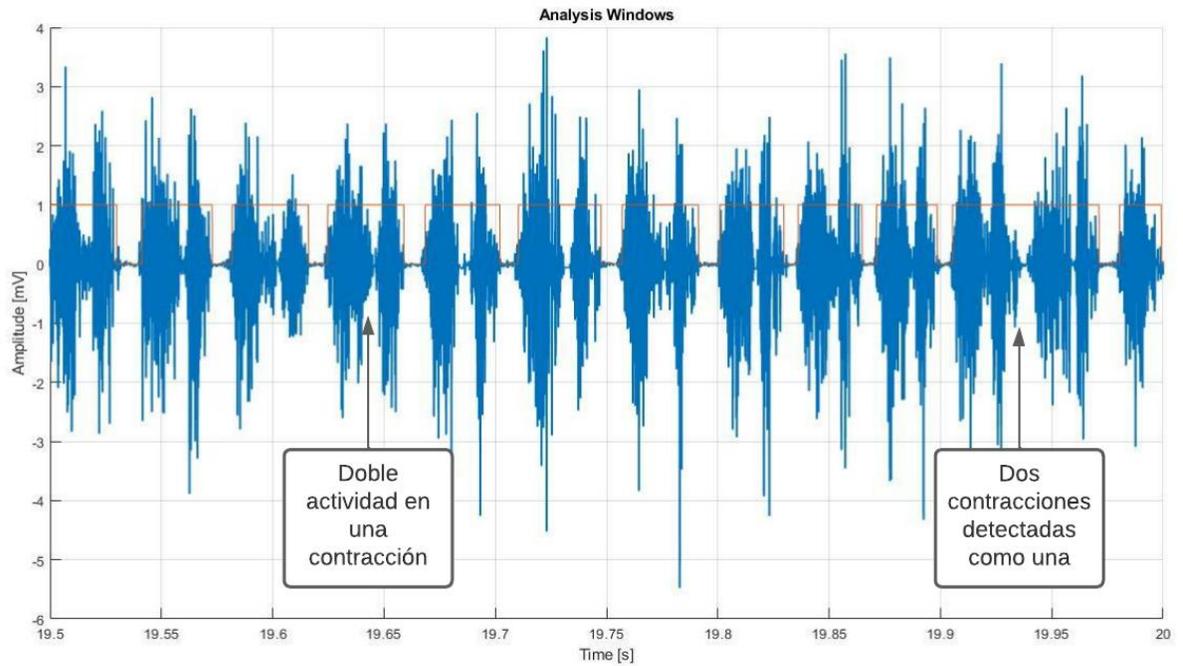


Fig. 4.16 Ventana de análisis de señal "G"

Posible defecto en el algoritmo

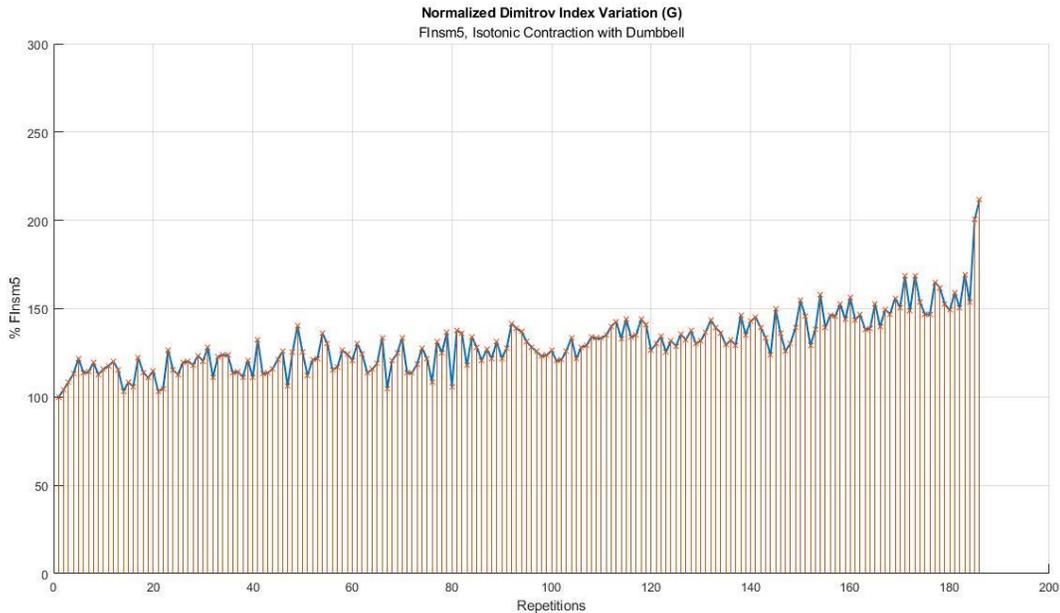


Fig. 4.17 Variación índice de Dimitrov en señal G

4.4. Discusión y conclusiones

En base a los resultados expuestos, se puede concluir que se logró desarrollar un algoritmo preliminar que permite detectar posibles niveles de fatiga muscular basándose en los índices espectrales de Dimitrov. Al probar el efecto del orden k en el índice espectral, casi no se observan cambios en las contracciones dinámicas. Sin embargo, en las contracciones isométricas el efecto es considerable, aumentando el valor de fatiga para cada contracción al aumentar el coeficiente. Por ende, al no influir en las contracciones dinámicas e influir de sobre manera en las isométricas, se decidió mantener lo postulado por Dimitrov en el modelo original y utilizar el índice F_{Insm5} para todas las señales.

Ahora, de los gráficos mostrados anteriormente, todos mantienen un mismo patrón: parte en un determinado nivel con la primera repetición (100 al estar normalizado) y va aumentando progresivamente hasta llegar a un 500% del valor inicial cuando el sujeto de estudio llegó a la fatiga. Al comparar en la señal isométrica con barra (LAB 1) el brazo derecho y el izquierdo, se observó una diferencia en el nivel de fatiga de un 300% entre ambos, siendo el no dominante (izquierdo) el que presentó índices más elevados cercanos a seis veces su nivel inicial lo que indicaría que llegó más cercano a la fatiga.

Por otro lado, al comparar ambos brazos dominantes, es decir el brazo derecho del sujeto sedentario con el brazo izquierdo del sujeto deportista, se observó que el nivel de fatiga muscular que

arrojó el algoritmo para el primero fue casi dos veces mayor que para el segundo, lo que dice relación con la conclusión anterior.

Algo similar ocurrió con las señales dinámicas (LAB 3 y 4), donde el brazo no dominante aumentó su índice un 400% con respecto a su condición inicial mientras que el dominante sólo aumentó un 300% versus la misma condición. Lo mismo ocurrió al comparar los brazos dominantes del no deportista y el deportista, donde el primero mostró una taza de aumento del 200% mientras que el segundo aumentó un 50% en el mismo ejercicio.

Se demostró además que el algoritmo no es únicamente aplicable a señales sEMG isométricas y dinámicas adquiridas bajo las condiciones de laboratorio para las que fue diseñado, sino también para bases de datos con distintos protocolos de adquisición y frecuencia de muestreo. Esto permitió evaluar el algoritmo al comparar los resultados de señales de distinta procedencia. Por ejemplo, los niveles de fatiga que se alcanzaron con una única serie de ejercicio, tanto para las señales dinámicas adquiridas específicamente para este trabajo (LAB 3 Y 4), como para los cinco sujetos que realizaron un entrenamiento similar (PD 1, 2, 3, 4 y 5), y para la señal “G”, fueron bastante cercanos, variando apenas un 40% entre el que indicó mayor fatiga y el menor.

A su vez, al comparar los resultados usando los índices de Dimitrov con la Fmed y Fmean, se observó que el primero varía en una escala considerablemente mayor (hasta un 500% en las señales isométricas) con respecto a las técnicas convencionales que solo variaron un 60% en la misma señal.

Finalmente, es importante destacar que los niveles de fatiga calculados por el algoritmo son bajos con respecto a la teoría. Esto se debe en gran parte al poco tiempo que se tuvo para tomar muestras en el laboratorio (producto de la pandemia y los protocolos que limitan la permanencia en un mismo recinto por períodos prolongados), lo que se tradujo en la limitación para realizar más de una serie por ejercicio, lo que se esperaba que mostrara niveles de fatiga mayores. Aun así, los resultados son concluyentes.

5. Discusión y Conclusiones

5.1. Discusión

El mundo deportivo, tanto recreativo como profesional, está buscando dejar de lado la intuición al momento de trazar planes de entrenamiento. Esto se puede ver fácilmente en el aumento de gimnasios personalizados y en la decadencia de aquellos convencionales donde el usuario gestionaba su rutina hasta la imposibilidad de realizar un intento más. Así, se ha potenciado el uso de diferentes herramientas para monitorear la actividad física como ECG, espirometría, balanzas inteligentes, e impulsado el desarrollo de otras como la electromiografía de superficie.

Es por este motivo que se optó por desarrollar el algoritmo detallado en esta memoria de título, con el objetivo de aportar al crecimiento del deporte en la región, Chile y el mundo, disminuir lesiones y optimizar el entrenamiento.

Para esto se diseñó, desarrolló y evaluó el programa en distintas señales de sEMG, isométricas y dinámicas, adquiridas en laboratorio y en fuentes externas. Debido a la pandemia no fue posible realizar más pruebas en centros deportivos ni adquirir señales que arrojaran un nivel elevado de fatiga, pero aun así se cumplieron los objetivos planteados.

Se puso especial énfasis en la optimización y automatización del programa, lo que disminuyó considerablemente los recursos de hardware y el tiempo de ejecución que este necesita para su aplicación. Esto lo acerca aún más a una eventual aplicación a centros deportivos.

Si bien no existen registros en la literatura para discutir los resultados de este trabajo, se puede comparar el desempeño del programa al procesar las señales adquiridas en laboratorio con las adquiridas por otros autores y el comportamiento de los índices espectrales de Dimitrov en señales de sEMG. De esta manera, se refuerza lo postulado por Dimitrov et al [22] y Arias [23].

5.2. Conclusiones

De acuerdo con la evidencia expuesta anteriormente, se demuestra que este proyecto logró cumplir a cabalidad los objetivos planteados en un comienzo.

Se propuso “Evaluar algoritmo para detectar la fatiga muscular basado en los índices espectrales de Dimitrov”. Para cumplir con dicho objetivo se estudió la fatiga muscular a nivel biológico, físico y principalmente deportivo y se recopiló información sobre las técnicas utilizadas

para medirla. Se desarrolló un algoritmo en Matlab que permitió obtener los índices espectrales de Dimitrov a partir de una señal de sEMG. Se aplicó el algoritmo a distintas señales de sEMG de bíceps y se evaluó la validez de los índices espectrales estudiados para determinar la fatiga muscular durante el entrenamiento deportivo. Finalmente se comparó los resultados del algoritmo con los obtenidos al emplear técnicas convencionales en el procesamiento de señales como lo son la F_{med} y F_{mean} .

Se mostró que el algoritmo identifica coherentemente el nivel de fatiga muscular en señales de electromiografía de superficie, entregando valores acordes a los planteados por Dimitrov. Así mismo arroja resultados notoriamente más altos en sujetos más propensos a fatigarse, como lógicamente lo es una persona sedentaria, que en deportistas. Esto se repitió tanto en las señales isométricas como isotónicas. Al comparar dos brazos de una misma persona se demostró que el programa entrega valores de fatiga considerablemente menores en el brazo dominante, siguiendo el patrón mencionado más arriba. Se concluye entonces que el algoritmo aquí detallado, así como los índices espectrales de Dimitrov, son aplicables a señales de sEMG isométricas y dinámicas, a deportistas y no deportistas y a ambos brazos.

Además, el programa demostró ser válido para todas las señales sEMG en las que se probó, sin importar el protocolo de entrenamiento, adquisición ni duración de estas.

En cuanto al rendimiento de los índices de Dimitrov, el algoritmo mostró una escala de evaluación de fatiga considerablemente mayor que las de las técnicas de comparación F_{mean} y F_{med} , lo que se traduce en mayor precisión y sensibilidad. Cabe destacar que en ningún caso se desestima el uso de las técnicas mencionadas, ya que en ambas se logró observar una disminución de sus valores a medida que el sujeto en estudio se acercaba a la fatiga.

Finalmente, con la información aquí contenida se concluye que el algoritmo desarrollado sirve para observar y evaluar el estado muscular de una persona, además de, eventualmente, ser de ayuda para planificar un entrenamiento en cuanto a las cargas a utilizar y la cantidad de repeticiones a realizar, pudiendo prevenir lesiones y optimizando así el trabajo.

5.3. Trabajo Futuro

El desarrollo de esta memoria de título presentada a la Facultad de Ingeniería de la Universidad de Concepción sirve como base para el estudio, desarrollo y aplicación de herramientas electromiográficas en el deporte y la rehabilitación.

Como trabajo futuro queda adquirir más señales, de entrenamientos más prolongados, para identificar los niveles de fatiga asociados a estos y si el algoritmo la detecta correctamente.

Se propone además trabajar en la aplicación de los índices espectrales de Dimitrov “on-line”, mientras dura el entrenamiento, hacer de estos una herramienta aún más útil, pudiendo prevenir lesiones incluso una repetición antes que esta ocurra. Para esto se sugiere diseñar un equipo de monitoreo portátil, con conexión inalámbrica y una aplicación móvil amigable con el usuario.

Finalmente se propone estudiar otros grupos musculares, como cuádriceps, pectorales, espalda, entre otros, y evaluar la aplicabilidad del algoritmo y de los índices espectrales de Dimitrov en estos.



6. Bibliografía

- [1] W. Stanley, G. R. Dougherty, y R. Dougherty, *Digital Signal Processing*, 2nd ed. Reston: Reston Publishing Co., 1984.
- [2] A. N. Norali y M. H. M. Som, «Surface Electromyography Signal Processing and Application: A Review», p. 9, 2009.
- [3] M. Latarjet y R. Liard, *Anatomía Humana*, 4 Edición. Buenos Aires: Médica Panamericana, 2011.
- [4] W. Scott, J. Stevens, y S. A. Binder–Macleod, «Human Skeletal Muscle Fiber Type Classifications», *Phys. Ther.*, vol. 81, n.º 11, pp. 1810-1816, nov. 2001, doi: 10.1093/ptj/81.11.1810.
- [5] A. F. Huxley, «Muscular contraction.», *J. Physiol.*, vol. 243, n.º 1, pp. 1-43, nov. 1974, doi: 10.1113/jphysiol.1974.sp010740.
- [6] N. Nazmi, M. Abdul Rahman, S.-I. Yamamoto, S. Ahmad, H. Zamzuri, y S. Mazlan, «A Review of Classification Techniques of EMG Signals during Isotonic and Isometric Contractions», *Sensors*, vol. 16, n.º 8, p. 1304, ago. 2016, doi: 10.3390/s16081304.
- [7] A. Merlo y I. Campanini, «Technical Aspects of Surface Electromyography for Clinicians», *Open Rehabil. J.*, vol. 3, n.º 1, pp. 98-109, ene. 2010, doi: 10.2174/1874943701003010098.
- [8] R. Chowdhury, M. Reaz, M. Ali, A. Bakar, K. Chellappan, y T. Chang, «Surface Electromyography Signal Processing and Classification Techniques», *Sensors*, vol. 13, n.º 9, pp. 12431-12466, sep. 2013, doi: 10.3390/s130912431.
- [9] R. A. Mezzarane y A. F. Kohn, «A method to estimate EMG crosstalk between two muscles based on the silent period following an H-reflex», *Med. Eng. Phys.*, vol. 31, n.º 10, pp. 1331-1336, dic. 2009, doi: 10.1016/j.medengphy.2009.09.005.
- [10] M. Hemingway, H. Biedermann, y J. Inglis, «Electromyographic recordings of paraspinal muscles: Variations related to subcutaneous tissue thickness». *Biofeedback and Self-regulation*, marzo de 1995.
- [11] N. W. Willigenburg, A. Daffertshofer, I. Kingma, y J. H. van Dieën, «Removing ECG contamination from EMG recordings: A comparison of ICA-based and other filtering procedures», *J. Electromyogr. Kinesiol.*, vol. 22, n.º 3, pp. 485-493, jun. 2012, doi: 10.1016/j.jelekin.2012.01.001.

- [12] Y. Hu, J. N. F. Mak, y K. D. K. Luk, «Effect of electrocardiographic contamination on surface electromyography assessment of back muscles», *J. Electromyogr. Kinesiol.*, vol. 19, n.º 1, pp. 145-156, feb. 2009, doi: 10.1016/j.jelekin.2007.07.001.
- [13] M. R. Al-Mulla, F. Sepulveda, y M. Colley, «A Review of Non-Invasive Techniques to Detect and Predict Localised Muscle Fatigue», *Sensors*, vol. 11, n.º 4, pp. 3545-3594, mar. 2011, doi: 10.3390/s110403545.
- [14] Laboratorio de Antropología Física y Anatomía Humana - Laboratorio de Técnicas Anatómicas, «Morfofisiología músculos», *Anatomía humana UCV*, 2013. <http://www.anatomiahumana.ucv.cl/efi/modulo11.html>
- [15] J. Gonzalez y J. Ribas, *Bases de la Programación del entrenamiento de fuerza*, 3 Edición. Barcelona: Inde, 2018.
- [16] N. K. Vøllestad, «Measurement of human muscle fatigue», *J. Neurosci. Methods*, vol. 74, n.º 2, pp. 219-227, jun. 1997, doi: 10.1016/S0165-0270(97)02251-6.
- [17] F. Perez y L. Bugeño, *Perfil físico, antropométrico y psicológico de jugadores de tenis de proyección a la alta competencia entre 14 y 19 años del club de tenis Concepción*. Concepción, Chile, 2016.
- [18] A. Eberstein y B. Beattie, «Simultaneous measurement of muscle conduction velocity and emg power spectrum changes during fatigue», *Muscle Nerve*, vol. 8, n.º 9, pp. 768-773, nov. 1985, doi: 10.1002/mus.880080905.
- [19] M. Hagberg, «Work load and fatigue in repetitive arm elevations», *Ergonomics*, vol. 24, n.º 7, pp. 543-555, jul. 1981, doi: 10.1080/00140138108924875.
- [20] C. J. De Luca, «The Use of Surface Electromyography in Biomechanics», *J. Appl. Biomech.*, vol. 13, n.º 2, pp. 135-163, may 1997, doi: 10.1123/jab.13.2.135.
- [21] M. González-Izal *et al.*, «EMG spectral indices and muscle power fatigue during dynamic contractions», *J. Electromyogr. Kinesiol.*, vol. 20, n.º 2, pp. 233-240, abr. 2010, doi: 10.1016/j.jelekin.2009.03.011.
- [22] G. V. Dimitrov, T. I. Arabadzhiev, K. N. Mileva, J. L. Bowtell, N. Crichton, y N. A. Dimitrova, «Muscle Fatigue during Dynamic Contractions Assessed by New Spectral Indices», *Med. Sci. Sports Exerc.*, vol. 38, n.º 11, pp. 1971-1979, nov. 2006, doi: 10.1249/01.mss.0000233794.31659.6d.
- [23] Y. Arias, «Diseño e Implementación de Vestimenta para Medición de Electromiografía Durante el Ejercicio.», *Univ. Concepc.*, 2018.

