

Proyecto Final de Instrumentación Electrónica

Sensado de señales Mioeléctricas y Diagnóstico de Anormalidades Neuromusculares

Daniel Castilla
José Marrugo

Introducción:

El sensado de señales mioeléctricas se ha convertido en una técnica de gran importancia para el diagnóstico de enfermedades neuromusculares, de verificación de progresos en el tratamiento para la recuperación de lesiones, y para estudios del funcionamiento del sistema neuromuscular [1]. En esta técnica se registra gráficamente la actividad eléctrica producida por las neuronas conectadas a los músculos esqueléticos [2]. Generalmente el monitoreo se realiza a través de electrodos que pueden ser insertados dentro de los músculos, conocidos como electrodos intramusculares, o colocados en la superficie de la piel encima del músculo, los cuales son los electrodos superficiales [3].



Figura 1. Colocación de los electrodos.

El sensado de las señales es solo la primera parte del desarrollo de la interfaz mioeléctrica la cual consiste en un dispositivo electrónico que recibe las señales biológicas producidas por los músculos del cuerpo, que las preprocesa con un circuito electrónico y luego las procesa y analiza con un software. [4] El esquema de toda la interfaz se muestra en la Figura 2.

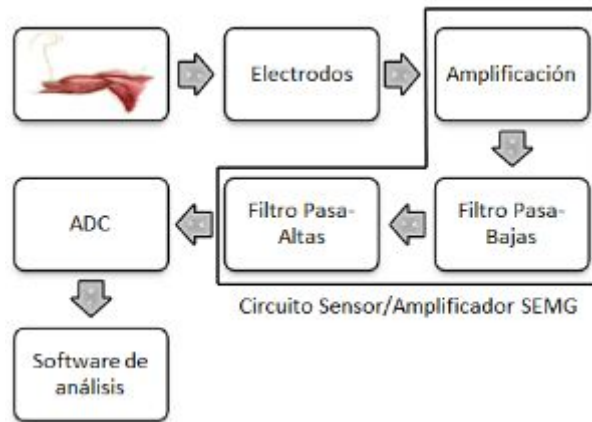


Figura 2. Esquema de la interfaz de adquisición y procesamiento de la señal.

Las señales de electromiografía superficial no son estacionarias, no son lineales en su relación con la actividad muscular y no se generan por fenómenos periódicos, por lo que para caracterizar estas señales se hace necesario un análisis en el espacio de las frecuencias, además de que cuando ocurre fatiga en el músculo, la amplitud de la señal aumenta (Figura 3 y 4), ya que para mantener la misma fuerza se deben reclutar unidades motoras adicionales, pero cuando esto no es posible la fuerza comienza a disminuir, evidenciándose una disminución en la amplitud de la señal. Se ha evidenciado que la acumulación de ácido láctico durante contracciones que generan mucha fatiga, se presenta una reducción en la velocidad de conducción y de las frecuencias características de la señal, lo cual corre el espectro de frecuencias hacia frecuencias bajas (Figura 5), por lo que el análisis en frecuencia se hace aún más necesario. [5][6].

Para analizar la amplitud de la señal se utiliza la medida del voltaje RMS o valor eficaz que consiste en calcular el voltaje que tendría una señal DC si se quiere entregar la misma cantidad de energía al circuito, normalmente consisten en multiplicar el voltaje máximo de la señal AC por 0.707. [7]

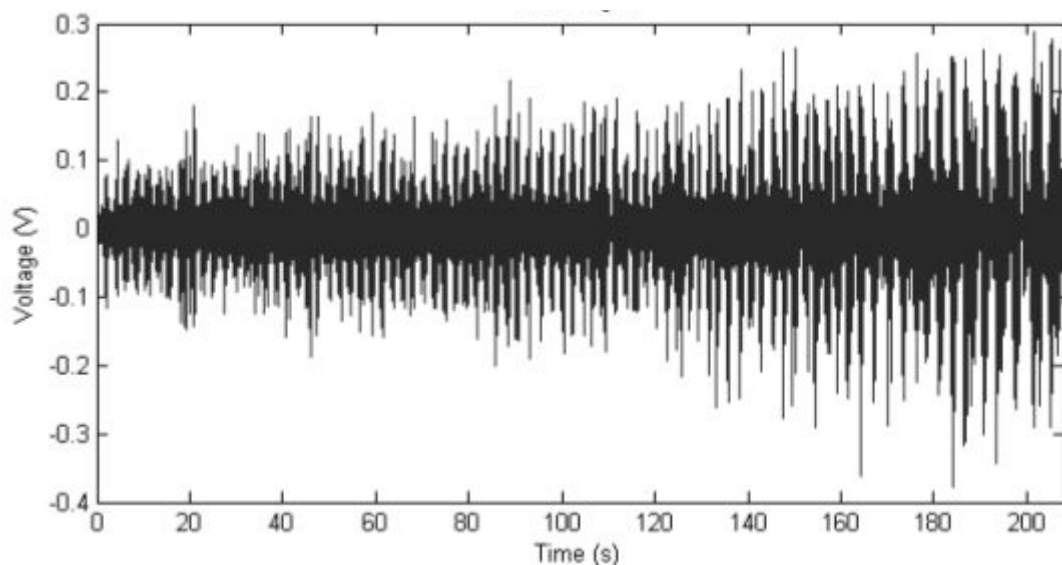


Figura 3. Voltaje de la señal registrada versus el tiempo de ejercicio.

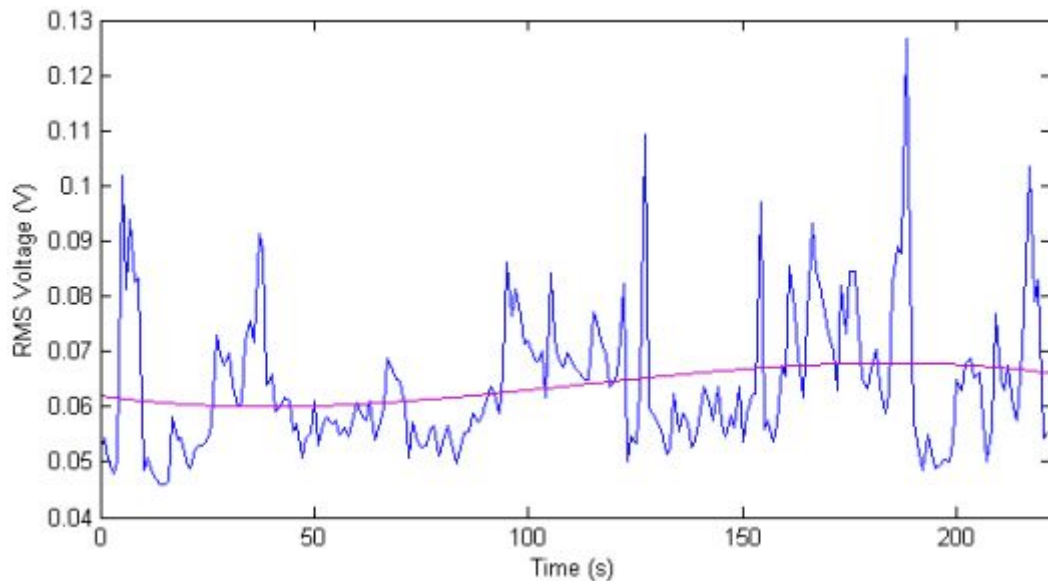


Figura 4. Voltaje RMS de la señal versus el tiempo transcurrido de ejercicio.

Para analizar el espectro de frecuencias se utiliza la Transformada rápida de Fourier conocida como FFT (Fast Fourier Transform) que nos muestra las magnitudes de los picos de las ondas generadas a una determinada frecuencia, además de que facilita la implementación de filtros y análisis espectral de las señales, pero hay que tener en cuenta que el rango de frecuencias desplegadas depende de la cantidad de muestras recogidas y la frecuencia de muestreo. [8]

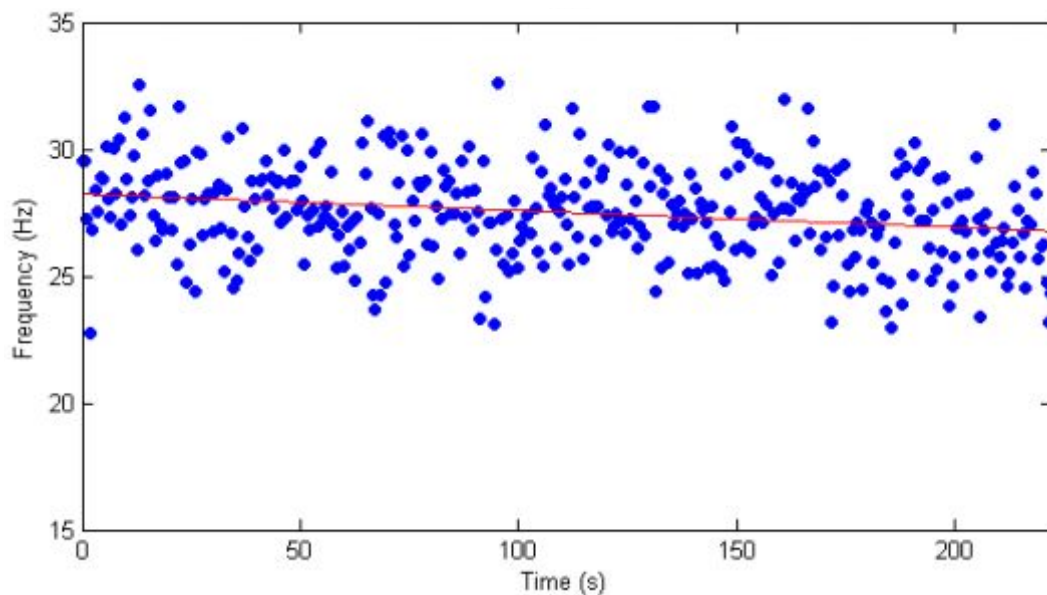


Figura 5. Gráfica de la frecuencia media de la señal como función del tiempo de ejercicio.

Para una correcta adquisición de la señal se opta por materiales especiales para la construcción de electrodos superficiales, estos son bastante variables, y pueden ser bastante costosos, entre estos están la plata, el oro, el acero inoxidable, el platino, entre otros. Una de las características que se busca en los electrodos es que no sea polarizado, es decir, que su potencial no varíe mucho cuando pase corriente a través de él. Los electrodos superficiales de Ag/AgCl (Plata cloruro de plata), los cuales experimentalmente

han sido estandarizados, al ser los que mejor adquieren este tipo de señales, ya que al usarse adheridos a la piel han mostrado tener la mayor impedancia resistiva en el dominio de la frecuencia para el tipo de señales buscadas. Estos electrodos son capaces de tomar registros poblacionales de la actividad bioeléctrica del músculo o de un grupo de músculos, y pueden utilizarse para detectar fatiga muscular y disminución del rendimiento de deportistas. Su colocación por lo general viene acompañada de un gel conductivo, y estos se conectan en configuración bipolar. [9]

Actualmente el uso de estas interfaces no se centra solo en los procesos de rehabilitación y estudios científicos, sino también para el control de robots, creación de videojuegos y desarrollo de prótesis de manos, piernas y brazos, lo cual va encaminado al desarrollo de esta tecnología para uso diario, bien sea para facilitar la vida, para recreación o simplemente tener variedad al controlar las cosas de nuestro alrededor. [10]-[16]

Para este proyecto nos centramos en las aplicaciones médicas de estas interfaces, haciendo uso del software de National Instrument y LTSpice, generamos una señal similar a la normalmente registrada, calculamos su valor rms y luego hacemos un análisis de frecuencias y hallamos la frecuencia promedio de la señal. Con estos datos podemos saber cuando un músculo se encuentra fatigado, cuando presenta una frecuencia normal, y cuando la señal es anormal debido a una posible lesión o la persona cuenta con señales neuromotrices sanas. Tanto para la persona sana como para la lesionada se determinaron tiempos de fatiga diferentes, donde la persona sana tarda aproximadamente 90 segundos en fatigarse mientras que la lesionada unos 50 segundos, la lesionada por lo general presenta valores de voltaje RMS menores y esto también se tuvo en cuenta para realizar el diagnóstico. También se tuvo en cuenta que en los 10 segundos antes de terminar el conteo de 120 segundos (2 minutos), el voltaje RMS comienza a descender debido a la gran acumulación de ácido láctico en el músculo, a esto se le conoce como fallo muscular.

Estado del arte:

Las técnicas de detección de eventos discretos, así como su procesamiento, se clasifican normalmente en dos categorías: técnicas en el dominio temporal, y técnicas en otros dominios relacionados con el de las frecuencias, siendo las últimas más efectivas pero con un mayor costo computacional.

Dentro de las metodologías de detección en el dominio temporal se encuentra el *método de inspección visual*, donde un profesional entrenado observa la señal en tiempo real, y basado en su experticia juzga donde ocurre el evento de activación, siendo esta la alternativa más rudimentaria e ineficiente; el *método del umbral único*, el cual es el más común de los métodos computacionales, ya que la señal es comparada con un valor fijo que depende de la potencia media del ruido de fondo, pero que en la práctica no es la más satisfactoria ya que los resultados dependen fuertemente del umbral, que a su vez se establece heurísticamente, lo que inhibe la detección automática sin requerir de un profesional que juzgue los resultados, así como que detecte las falsas alarmas que puedan ocurrir [17]. Una alternativa propuesta por Bonato *et al* [18], es la detección por el *método del umbral doble*, donde se pretende mejorar el método anterior, al introducir otros parámetros independientes del umbral, en particular una ventana de observación, donde si cierto número de valores de

una serie auxiliar (construida a partir de la señal sin procesar) sobrepasa el umbral, se considera como un evento real, lo cual arroja una mayor probabilidad de detección, y flexibilidad para la elección de dichos parámetros, como se discute en su artículo. Posteriormente, Xu *et al* [19] proponen una alternativa al mismo, ya que muestran que es computacionalmente ineficiente, en particular al calcular la serie auxiliar que implica básicamente un filtrado de la señal, limitando así su utilidad en aplicaciones en tiempo real.

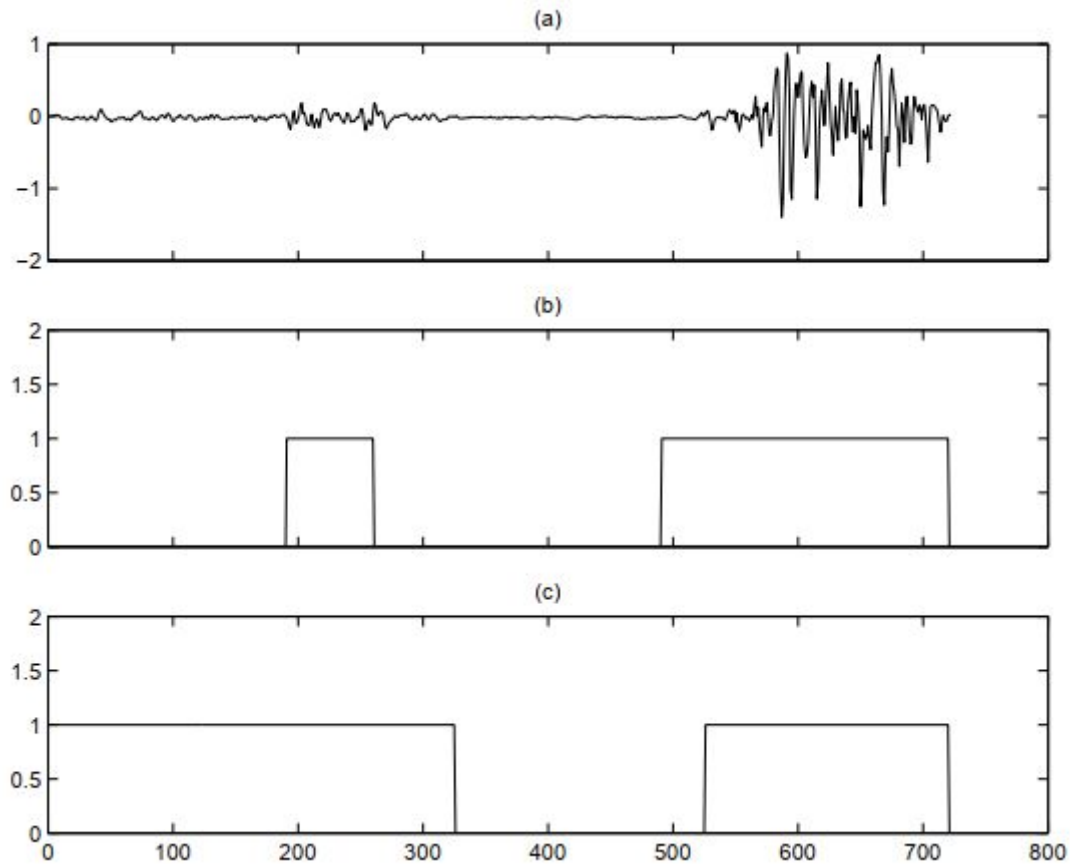


Figura 6. Comparación de los métodos de umbral para detección del evento: a) La señal de entrada, b) el resultado del método de Bonato [18] del umbral doble y c) el resultado del método de Xu de la mejora del método del umbral doble.

Dentro de los métodos que trabajan en dominios recíprocos al temporal, se encuentran alternativas tanto para descomponer la señal en sus constituyentes, como encontrar su espectro de frecuencias y realizar el procesamiento sobre el mismo. En el primer caso, se descompone la señal en los diversos impulsos motores que genera cada grupo muscular, de tal manera que se pueda aislar y evaluar el funcionamiento de cada uno, al aplicar la técnica conocida como *coincidencia del espectro de ondas* [20], donde se realiza un procedimiento de limpieza de ruido, búsqueda de picos y posterior clasificación, basados en una medida de la similitud entre los mismos en el dominio de las ondas, para finalmente encontrar unos potenciales que formen una base con la cual se puedan describir los impulsos motores, al minimizar el error cuadrado entre ellos.

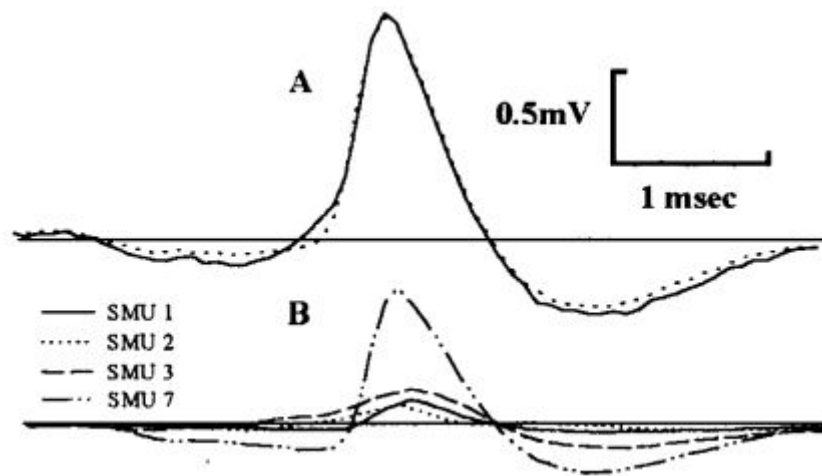


Figura 7. Muestra de la descomposición de la señal en sus constituyentes. En A, la señal con la línea sólida representa el impulso motor compuesto, la señal en línea punteada es la reconstrucción a partir de cuatro potenciales de impulsos motores singulares. En B se muestran los potenciales a partir de los cuales fue creada.

Una técnica alternativa es usando el *análisis del componente principal de los coeficientes de ondas* [21], donde las señales se separan en ventanas de tiempo de tamaño fijo, se aplica la transformada de ondas sobre ellos, para luego utilizar la técnica del análisis del componente principal sobre los coeficientes, lo que elimina la intervención humana en la selección de parámetros (en la búsqueda de los picos), además de ser más preciso.

Procedimiento:

LTSpice

Generación de la señal y Circuito de adquisición

En primer lugar, se generan datos funcionalmente similares a los esperados para una señal de este tipo, adquirida con electrodos superficiales como se ha descrito, tal cual se describe en la literatura. En este sentido vale la pena aclarar que no existe un modelo matemático analítico o de cualquier índole que sirva de referencia para simulaciones como la propuesta, por ende fue necesario experimentar con diversas formas funcionales, hasta lograr una que cumpla ciertas características relevantes de la señal real, y a la cual se le añade ruido aleatoriamente (ver el archivo adjunto wfm.py para la generación de este archivo de datos). Teniendo esta señal en un archivo que cumpla el formato adecuado, se importa en LTSpice para proceder con la simulación del circuito, con la etapa de amplificación y filtrado, tal como se muestra en la figura 8:

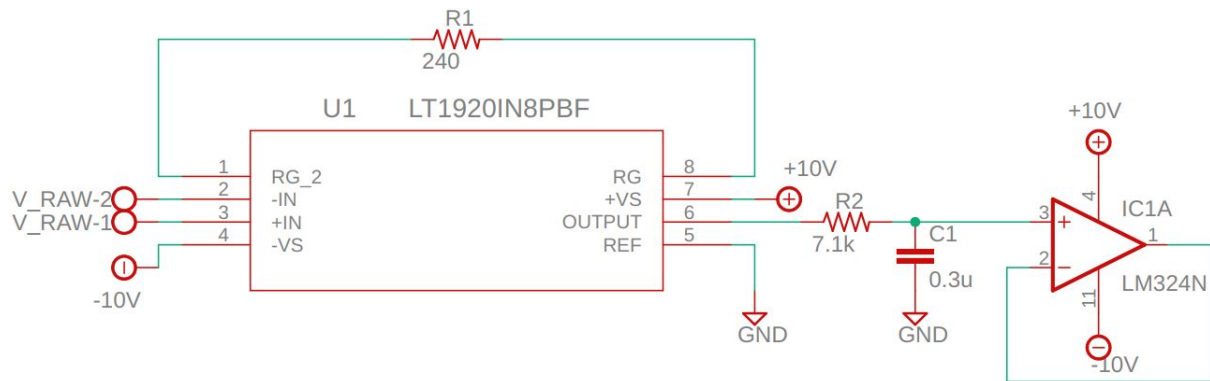


Figura 8. Esquema del circuito de amplificación y filtrado.

Como se puede observar, se trata de un circuito sencillo, donde la señal de entrada V_{raw} ingresa a un amplificador de instrumentación de manera diferencial (cada electrodo ingresa a las terminales inversora y no inversora, y la referencia a tierra), cuya ganancia es definida por la resistencia $R1$, para luego pasar por un filtro activo pasa bajas de primer orden. La sencillez del circuito se debe a que la mayor parte del preprocesamiento se realiza digitalmente, teniendo así mayor control y flexibilidad sobre el mismo, de manera que la importancia esencial del circuito análogo recae en su eliminación de ruido en modo común, y amplificación para el aprovechamiento del rango de conversión análogo-digital que ofrece la DAQ.

LabVIEW

Generación de la Señal

En la DAQ se generó una nueva señal debido a la facilidad de edición, a esta se le incluyeron varios tipos de ruidos comunes en circuitos de baja corriente como el ruido Gamma, el ruido de Poisson (Ruido Shot) y varios ruidos provenientes de unidades motoras cercanas al sensor, estos se simulaban como señales sinusoidales de múltiples frecuencias, escogidas de manera similar a las que se muestran en los experimentos [22], se le realiza un filtrado digital con el fin de eliminar el ruido de 60 Hz y otras señales de muy baja, o de muy alta frecuencia y tomar una señal en particular que es de 100 Hz, la cual tendremos en cuenta para lo diagnósticos.

En la figura 9 se muestran los bloques a utilizar para la generación de la señal:

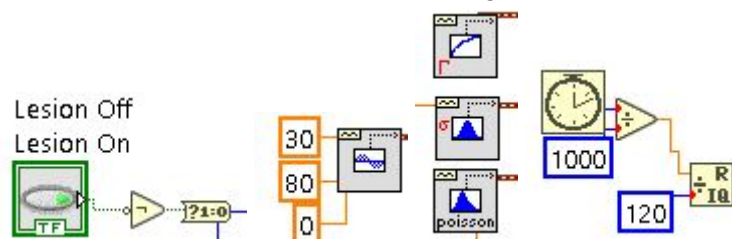


Figura 9. Bloques esenciales para la generación de la señal mioeléctrica.

Lesión On/Off: Introduce cambios en la señal de entrada cuando está activada, es el que permite generar la señal anormal que da a entender que el paciente está lesionado.

Sine Waveform: Bloque de generación de una señal sinusoidal, es especialmente útil para introducir varios tipos de ruido de diferentes frecuencias, como por ejemplo el de 60 Hz.

Ruido Gamma, Gaussiano y de Poisson: Bloques de generación de los ruidos más comunes en los circuitos de baja corriente, pueden ser debidos al detector, a transitorios en la señal o a perturbaciones en el ambiente.

Arreglo contador de segundos: Arreglo funcional que va contando los segundos desde que se inició el programa, este arreglo está programado para reiniciarse cada 120 segundos (2 minutos), y es usado para introducir los cambios en la frecuencia (que vaya disminuyendo) y en la amplitud (que vaya aumentando) a medida que pasa el tiempo, simulando el proceso de fatiga muscular.

Filtrado de la señal

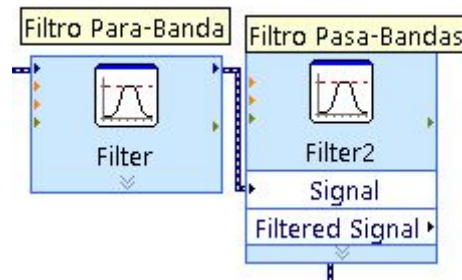


Figura 10. Filtros utilizados para aislar la frecuencia de interés.

Para el filtrado de la señal se utilizaron 2 filtros tipo Butterworth de orden 3, el cual crea una ventana de respuesta constante hasta la frecuencia de corte, a partir de la cual elimina la señal.[23]

Filtro Para-Banda 55 - 63 Hz: Se utiliza para quitar el ruido de 60Hz.

Filtro Pasa-Bandas 20 - 300 Hz: Se utiliza para disminuir el ruido debido a frecuencias menores de 20 Hz y frecuencias mayores de 300 Hz, que por lo general son señales de otras unidades motoras cercanas a los electrodos, solo que no las tendremos en cuenta en la práctica.

Análisis de la Señal

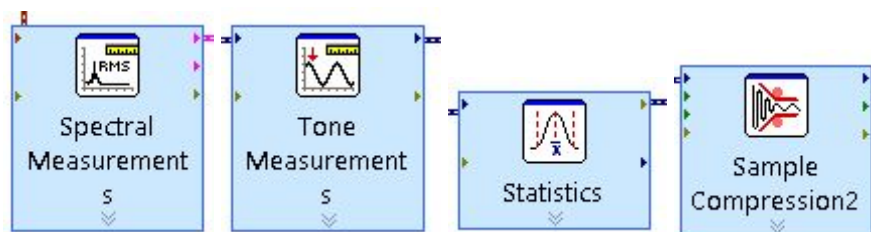


Figura 11. Bloques utilizados para el análisis de la Señal.

Spectral Measurement: Se utiliza para medir y el voltaje RMS, el espectro de poder y la densidad del espectro de poder, los cuales nos indican cómo está distribuida la potencia o la energía sobre las distintas frecuencias que conforman la señal. [24]

Tone Measurement: Se utiliza para encontrar un rango de frecuencias de interés en la señal y hacer medidas respecto a estos, con este buscamos la frecuencia original de 100Hz y la seguimos por todo su desplazamiento sin bajar de un mínimo de 60 Hz.

Statistics: Se utiliza para hallar el voltaje RMS de la señal.

Sample Compression: Se utiliza para calcular el promedio de las frecuencias halladas en Tone Measurement y del Voltaje RMS de Statistics.

Diagnóstico

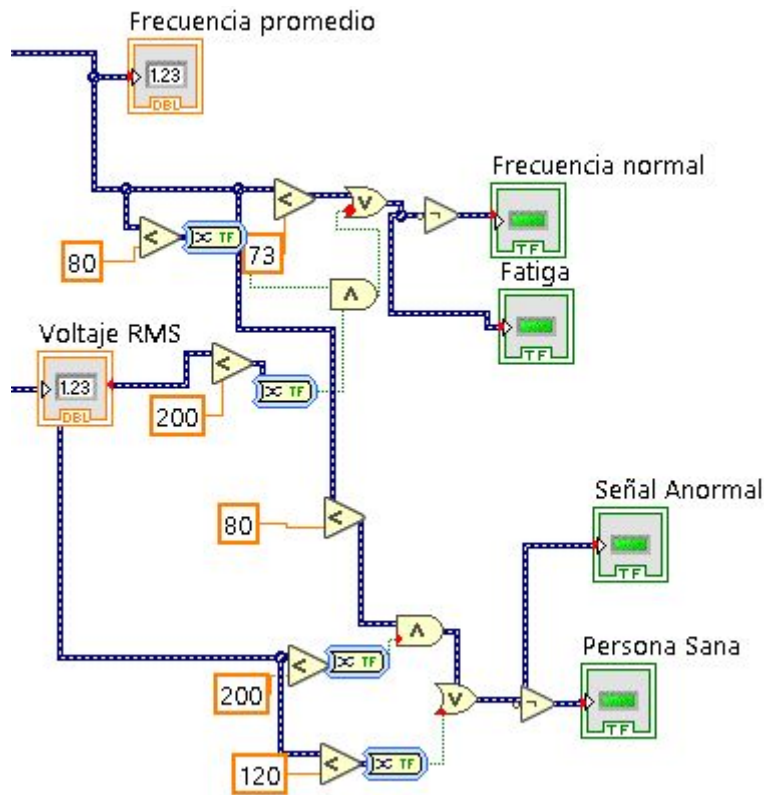


Figura 12. Condiciones para el diagnóstico.

El diagnóstico se realizó usando las medidas de la frecuencia media y el voltaje RMS y comparándolas con condiciones sustentadas en las referencias, el diagnóstico consiste en decir si una persona se encuentra sana o tiene señales neuromusculares anormales, y predecir si durante un intervalo de tiempo de ejercicio (120 segundos), el músculo de la persona se encuentra fatigado o no.

Las condiciones son:

Persona Sana / Señal Anormal: Si la frecuencia media de la señal está por debajo de los 80 Hz y el voltaje RMS está por debajo de 200 mV ó el voltaje RMS no supera los 120 mV se considera una Señal Anormal, posiblemente debido a una lesión, de lo contrario se considera que la persona está sana.

Frecuencia normal / Fatiga: Si la frecuencia media de la persona está por debajo de los 73 Hz ó está por debajo de 80 Hz y el voltaje RMS está por debajo de 200 mV se considera que la persona se encuentra fatigada, de lo contrario se considera que la persona presenta una frecuencia normal para su estado, implícitamente se tiene en cuenta si está sana o presenta alguna lesión.

Observaciones y resultados:

Para interactuar con el modelo, se sugiere descargar el .vi de LabVIEW desde el repositorio en GitHub: <https://github.com/jlmarrugom/Diagnostico> con el nombre

“Sensado_mioelectrico_Final.vi”. De todas formas algunos resultados obtenidos se muestran a continuación.

Frecuencia Normal

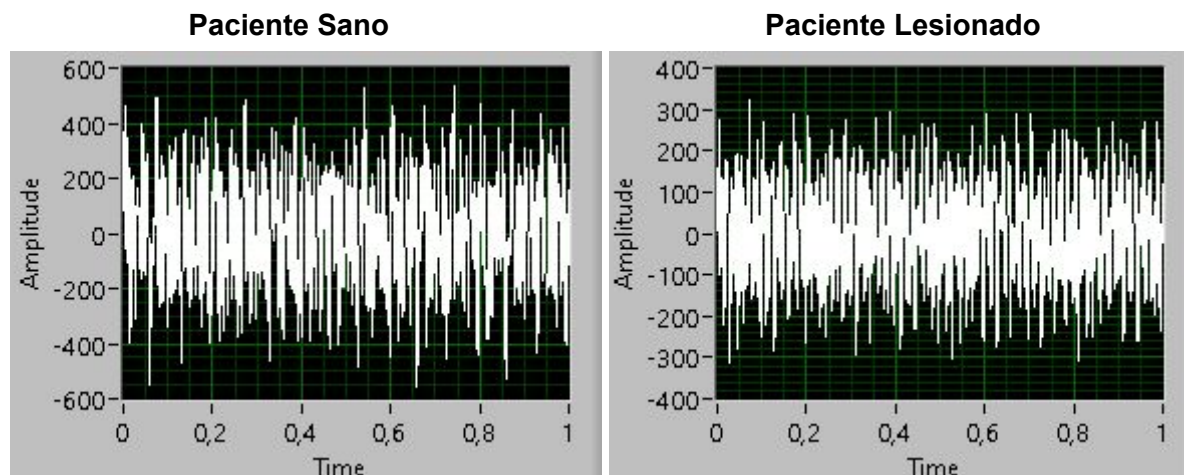


Figura 13. Señal el bruto adquirida para el paciente sano y el lesionado.

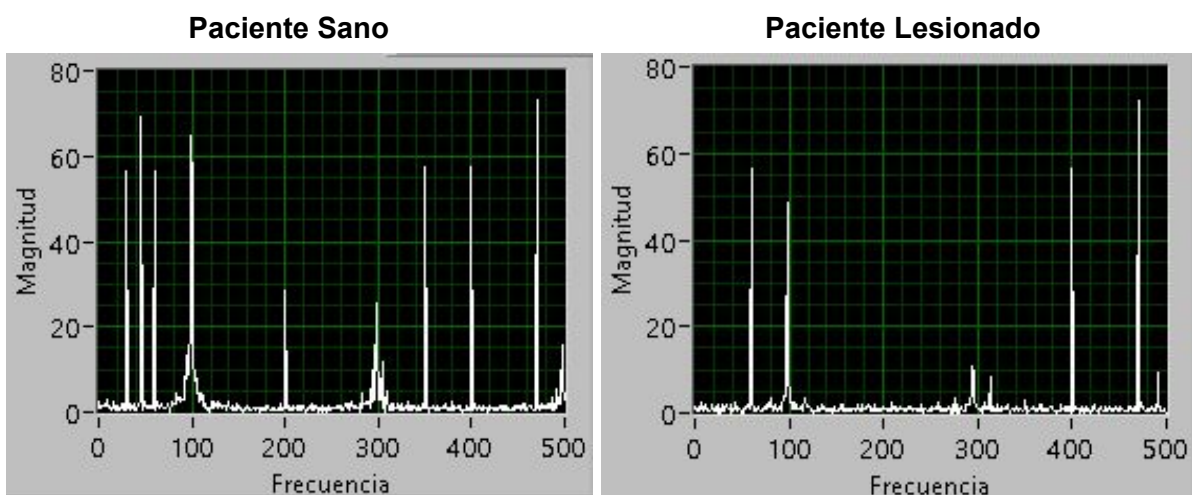


Figura 14. FFT de la señal en bruto del paciente sano y el lesionado.

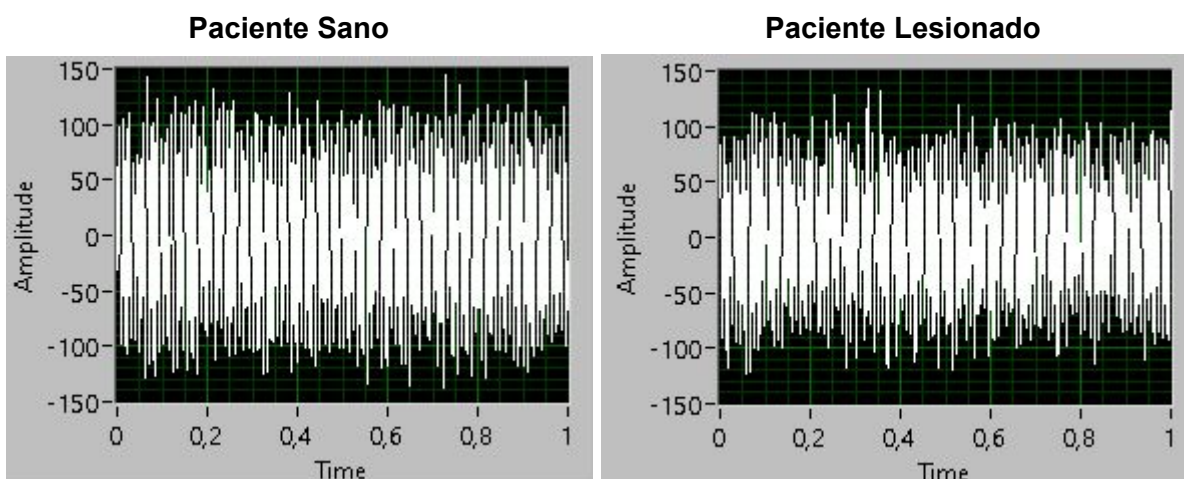


Figura 15. Señal Filtrada.

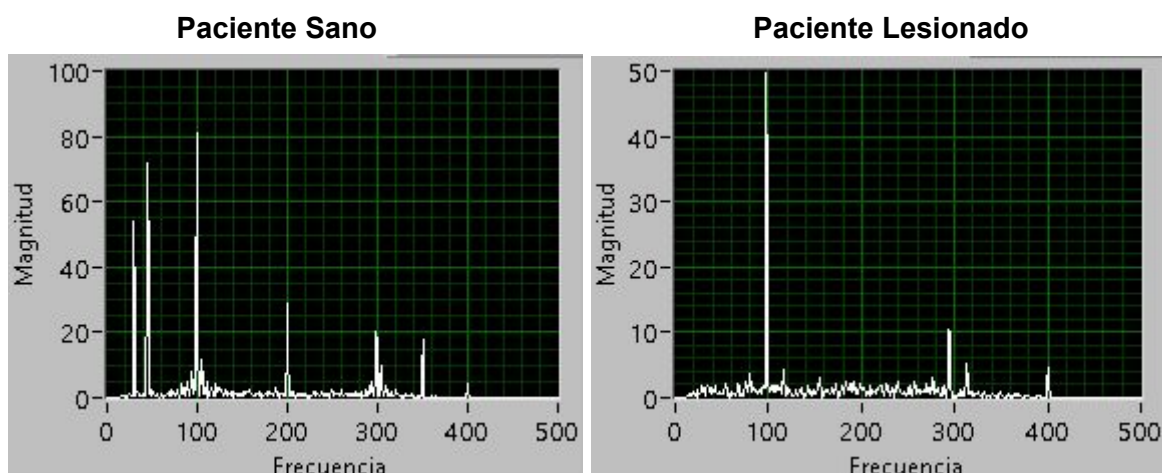


Figura 16. FFT de la señal filtrada.

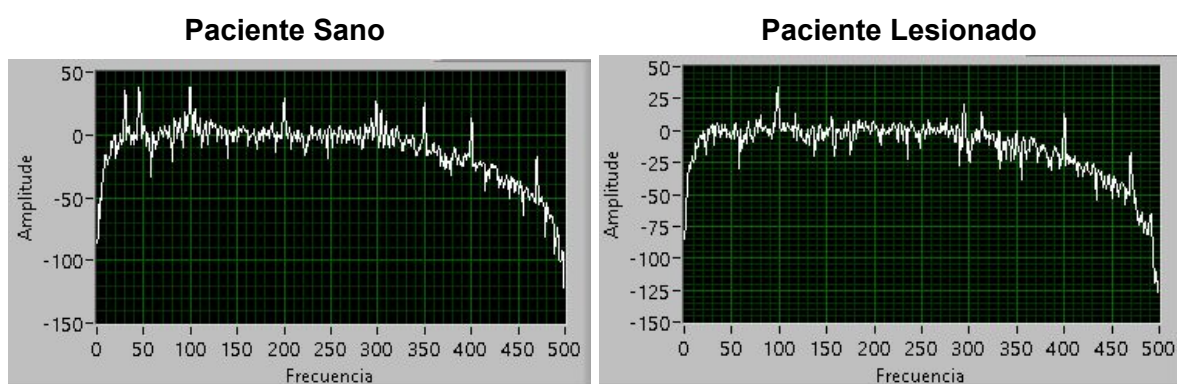


Figura 17. Espectro de potencia de la señal.

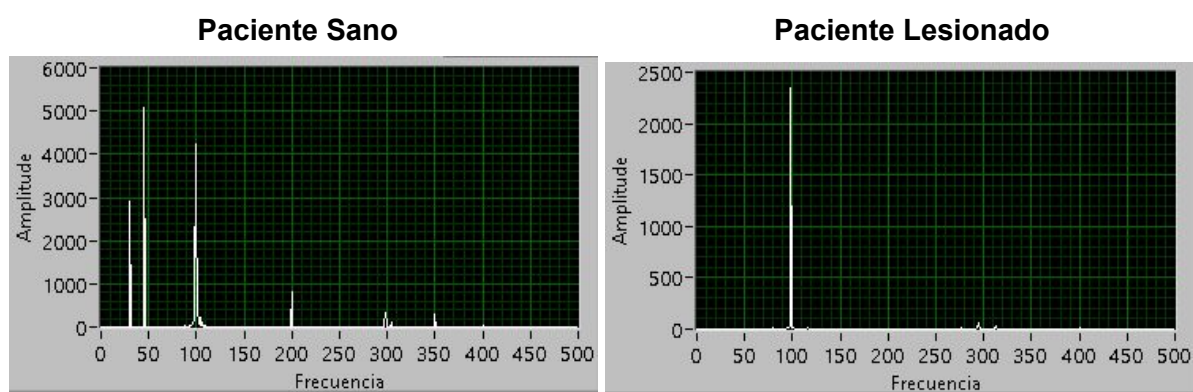


Figura 18. Densidad del espectro de potencia de la señal.

Fatiga

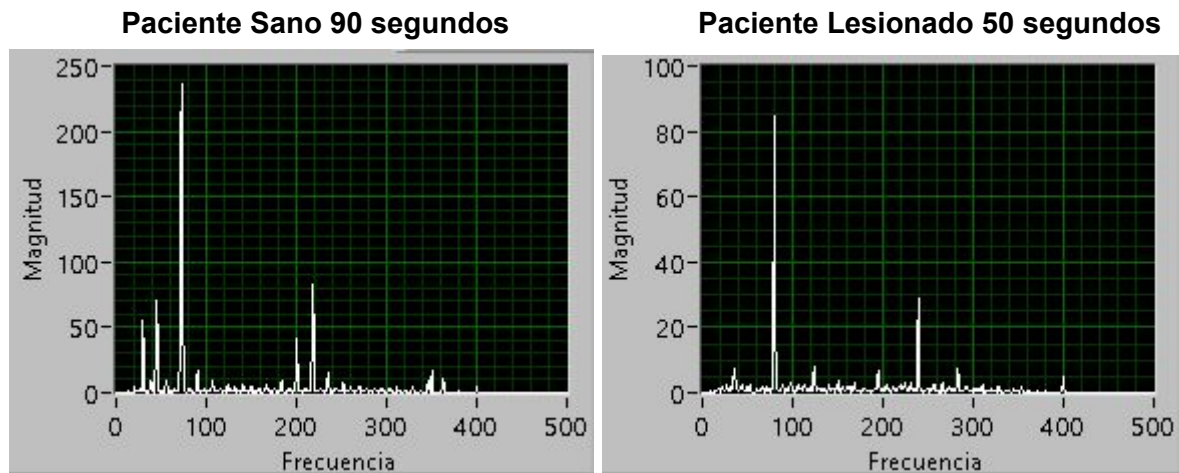


Figura 19. FFT de la señal adquirida del paciente sano y del paciente lesionado una vez se han alcanzado los intervalos de frecuencia media y RMS para diagnosticar fatiga.

Análisis de Datos y discusiones:

Se consideró que la lesión afecta la frecuencia media de la señal de la persona, pero para las mediciones solo se tomó en cuenta cómo variaron las señales alrededor de los 100 Hz, aunque observando la magnitud de las frecuencias en la FFT filtrada, se evidencia una eliminación de algunas frecuencias, esto puede estar a favor de algunas referencias, ya que algunas citan una disminución en algunas frecuencias de la señal, como por ejemplo en una lesión en el nervio ciático. [25]

Los valores de voltaje RMS y frecuencia media del paciente sano y el lesionado son diferentes, al momento de fatigarse son distintos tanto la frecuencia como el voltaje RMS, el paciente sano se fatiga a 73 Hz y 292 mV mientras que el lesionado a 82 Hz y 90 mV, esto tiene sentido ya que una persona lesionada suele tener un valor de voltaje RMS mucho más bajo, por lo que es normal que sienta fatiga a una frecuencia mayor, ya que su músculo no soporta tanto el peso.

Tomando en cuenta el párrafo anterior se introduce un nuevo concepto para el análisis de ambos pacientes y es el concepto de fallo muscular, en el deporte esto sucede cuando una persona no puede seguir contrayendo el músculo por más tiempo o es incapaz de realizar una repetición más [26], en la simulación se representó como una caída drástica de voltaje RMS para la persona lesionada a partir de los 100 segundos y puede volver inestable la señal y el diagnóstico, para la persona sana se encontró el fallo muscular a los 110 segundos y no se muestra como una caída súbita de voltaje como en la lesionada, sino como una estabilización de la señal y un pequeño decremento.

Calculo de error:

El cálculo del error solo se realiza para pacientes sanos, ya que no hay mucha información sobre valores normales para personas lesionadas, de igual forma en las referencias varían las lecturas ya que estas dependen del circuito a utilizar, la amplificación, los sensores, etc.

Para un peso de 3 kg se tiene un valor de RMS de 60 mV y 28 Hz, asumiendo un aumento lineal asumimos para nuestra simulación un peso de 10 kg por lo que el valor RMS sería de 200 mV y la frecuencia de 93 Hz.

El valor tomado como simulado es el medido a los 30 segundos, ya que va cambiando con el tiempo, y debemos asumir uno. ver figura 20.

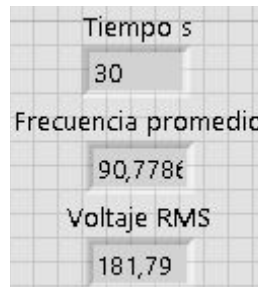


Figura 20. Datos de frecuencia promedio y voltaje RMS a los 30 segundos.

Error de Frecuencias:

$$|f_{\text{real}} - f_{\text{simulada}}| / f_{\text{real}} = |93 - 90.778| / 93 = 0.0238 = 2.38\%$$

Error de Voltaje RMS:

$$|V_{\text{real}} - V_{\text{simulado}}| / V_{\text{real}} = |200 - 181.79| / 200 = 0.0910 = 9.1\%$$

Conclusiones:

- Con el sistema de adquisición y procesamiento de la señal realizado, pudimos detectar satisfactoriamente anomalías en las señales obtenidas por los músculos de pacientes ejemplo, gracias a usar la transformada de Fourier y la frecuencia media instantánea pudimos monitorear la fatiga en el músculo y hacer el diagnóstico, además de posibles frecuencias que pueden ser usadas como referencia para procesos de rehabilitación.
- Si bien este trabajo expone la técnica como es aplicada superficialmente, para medidas más sensibles y precisas es necesario utilizar la técnica intramuscular, ya que esta recibe una mayor estimulación por parte del sistema nervioso, dando a entender que la ubicación de los electrodos impacta severamente las señales obtenidas, en su relación señal-ruido.
- La ventaja de haber hecho el análisis de frecuencias es que se puede monitorear en tiempo real el estado del músculo, saber si está fatigado o no, la señal en el dominio temporal, no es suficiente para un buen diagnóstico.
- Este proyecto es el primer paso para una estandarización del método, donde pudimos generar valores acorde a la teoría para la frecuencia y el voltaje RMS de la persona lesionada al no estar previamente referenciados.

Bibliografía:

1. Forward, Edna (abril de 1972). «Patient Evaluation with an Audio Electromyogram Monitor: "The Muscle Whistler"». *Physical Therapy* **52** (4): 402-403.
2. Barea Navarro, Rafael. [«Tema 5: Electromiografía»](#). *Instrumentación Biomédica*, (Departamento Electrónica. Universidad Alcalá): 2. Archivado desde [el original](#) el 17 de abril de 2016. Consultado el 12 de abril de 2016.

3. Gowitzke, Barbara (1999). [*El cuerpo y sus movimientos - bases científicas*](#). Editorial Paidotribo. p. 316. [ISBN 9788480194181](#).
4. I. A. Cifuentes, "Diseño y construcción de un sistema para la detección de señales electromiográficas," Undergraduate Thesis, Universidad Autónoma de Yucatán, 2010.
5. L. Estrada, A. Torres, J. Garcia-Casado, G. Prats-Boluda, and R. Jane, "Characterization of laplacian surface electromyographic signals during isometric contraction in biceps brachii," Conf. Proc. IEEE Eng. Med. Biol. Soc., vol. 2013, pp. 535-8, Jan. 2013.
6. M. Knaflitz and P. Bonato, "Time-frequency methods applied to muscle fatigue assessment during dynamic contractions," J. Electromyogr. Kinesiol., vol. 9, no. 5, pp. 337-350, Oct. 1999.
7. ¿Qué es el voltaje RMS?
<http://www.learningaboutelectronics.com/Articulos/Voltaje-RMS.php>
8. Proakis, John; Manolakis, Dimitris (2014). «7. The Discrete Fourier Transform: Its Properties and Applications». *Digital Signal Processing (Pearson New International Edition)* (en inglés) (4 edición). Pearson Education Limited. p. 468. ISBN 978-1-292-02573-5.
9. D. a Gabriel, "Effects of monopolar and bipolar electrode configurations on surface EMG spike analysis," Med. Eng. Phys., vol. 33, no. 9, pp. 1079-85, Nov. 2011.
10. P. Shenoy, K. J. Miller, B. Crawford, and R. N. Rao, "Online Electromyographic control of a robotic prosthesis," IEEE Trans. Biomed. Eng., vol. 55, no. 3, pp. 1128-35, Mar. 2008.
11. E. Mangieri, A. Ahmadi, K. Maharatna, S. A. Ahmad, and P. H. Chappell, "A Novel Analogue Circuit for Controlling Prosthetic Hands," IEEE, pp. 81-84, 2008.
12. D. Peleg, E. Braiman, E. Yom-Tov, and G. F. Inbar, "Classification of finger activation for use in a robotic prosthetic arm," IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng., vol. 10, no. 4, pp. 290-3, Dec. 2002.
13. P. Kutilek, J. Hybl, J. Kauler, and S. Viteckova, "Prosthetic 6-DOF Arm Controlled by EMG Signals and Multi-Sensor System," Czech Technical University in Prague, Faculty of Biomedical Engineering, 2010.
14. P. K. Artemiadis and K. J. Kyriakopoulos, "An EMG-based robot control scheme robust to time-varying EMG signal features," IEEE Trans. Inf. Technol. Biomed., vol. 14, no. 3, pp. 582-8, May 2010.
15. C. Assad, M. Wolf, A. Stoica, and J. P. L. Biosleeve, "BioSleeve: a Natural EMG-Based Interface for HRI," IEEE HRI Proceedings Pp. 69-70, 2013.
16. P. K. Artemiadis and K. J. Kyriakopoulos, "EMG-Based Control of a Robot Arm Using Low-Dimensional Embeddings," IEEE Transactions On Robotics, vol. 26, no. 2, pp. 393-398, 2010.
17. M. B. I. Reaz, M. S. Hussain, and F. Mohd-Yasin, "Techniques of EMG signal analysis: detection, processing, classification and applications," *Biological Procedures Online*, vol. 8, no. 1, pp. 11-35, 2006.
18. P. Bonato, T. Dalessio, and M. Knaflitz, "A statistical method for the measurement of muscle activation intervals from surface myoelectric signal during gait," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 45, no. 3, pp. 287-299, 1998.

19. L. Xu and A. Adler, "An improved method for muscle activation detection during gait," *Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering 2004 (IEEE Cat. No.04CH37513)*.
20. J. Fang, G. Agarwal, and B. Shahani, "Decomposition of EMG signal by wavelet spectrum matching," Proceedings of the 19th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. Magnificent Milestones and Emerging Opportunities in Medical Engineering (Cat. No.97CH36136).
21. R. Yamada, J. Ushiba, Y. Tomita, and Y. Masakado, "Decomposition of electromyographic signal by principal component analysis of wavelet coefficients," *IEEE EMBS Asian-Pacific Conference on Biomedical Engineering, 2003*.
22. J.L. Correa Figueroa, E. Morales Sanchez, J.A. Huerta Ruelas, J.J. Gonzalez Barbosa, C.R. Cardenas Perez, "Sistema de Adquisición de señales SEMG para la detección de fatiga muscular", *Revista Mexicana de Ingeniería biomédica*, Vol. 37, No. 1, Ene-Abr 2016, pp. 17-27.
23. Butterworth, Stephen (Octubre de 1930). «On the Theory of Filter Amplifiers». *Experimental Wireless & The Wireless Engineer* (en inglés). Consultado el 31 de julio de 2019.
24. "Tratamiento digital de señales. Principios, algoritmos y aplicaciones". John G. Proakis, Dimitris G. Manolakis. Prentice Hall, ISBN 0-13-373762-4.
25. Electromiografía en la Ciática.
<https://espaldaycuello.com/electromiografia-en-la-ciatica/>
26. ¿Qué es y para qué sirve el fallo muscular?
<https://www.cmdsport.com/fitness/entrenamiento-fitness/tipos-de-entrenamiento/como-es-y-para-que-sirve-el-entrenamiento-al-fallo-muscular/>