

ARTÍCULO ESPECIAL

Propuesta de Flujo de Procesamiento utilizando Python para ajustar la Señal Electromiográfica Funcional a la Contracción Voluntaria Máxima

Oscar Valencia^{1,2}, Carlos de la Fuente^{2,3}, Rodrigo Guzmán-Venegas¹, Rodrigo Salas², Alejandro Weinstein²

Resumen

Actualmente, el uso clínico-teórico de la electromiografía (EMG), basado en el comportamiento de los potenciales de acción registrados en el sistema musculoesquelético durante tareas funcionales, ha generado diversas áreas de conocimiento. Desde una perspectiva de investigación, los flujos de procesamientos vinculados a señales biomédicas y, en particular la EMG, son múltiples. Por ejemplo, el ajuste de una señal de EMG a la contracción voluntaria máxima es usualmente utilizada para reportar el nivel de actividad muscular. Sin embargo, en pocas ocasiones se comparten los códigos utilizados. Por otro lado, el uso de lenguajes de programación, en algunos casos, representa una barrera en el aprendizaje debido al costo de licencias y el manejo necesario de programas. En consecuencia, el uso del lenguaje Python, de libre acceso y de simple sintaxis, aparece como gran alternativa, entregando una oportunidad en la formación de diversos profesionales, tanto a nivel de pregrado como postgrado. Según lo anterior, el objetivo de este estudio fue proponer un flujo de procesamiento utilizando Python para ajustar la señal EMG funcional a la contracción voluntaria máxima.

Palabras claves: Electromiografía, procesamiento de señales, Python.

Introducción

La adquisición de señales biomédicas es una herramienta fundamental en la evaluación de pacientes con patologías¹⁻³, e incluso, en la evaluación del rendimiento deportivo^{4,5}. En el mismo contexto, el uso de la electromiografía de superficie (EMGs) ha permitido fortalecer los esquemas de tratamiento convencionales, pesquizando posibles modificaciones musculoesqueléticas vinculadas al tiempo de activación^{3,6}, coactivación^{7,8}, patrones de activación⁶, entre otros.

Desde una perspectiva fisiológica y biomecánica, el uso de EMGs ha generado una aproximación al comportamiento muscular, relacionada con el estudio de la propagación de los potenciales de acción de unidades motoras^{9,10} involucrando desde tareas cotidianas hasta movimientos selectivos, tales como: caminar, subir y bajar escaleras, manipular objetos, saltar, lanzar un objeto, correr, entre otros. Adicionalmente, la utilidad clínica que ha representado el uso de EMGs en la rehabilitación de diferentes pacientes, ha

convertido esta herramienta en un apoyo objetivo en la evolución de múltiples tratamientos. Así mismo, diversas universidades que imparten la carrera de kinesiología, y que poseen laboratorios de biomecánica y fisiología, han implementado el uso de la EMGs como elemento necesario para entender el comportamiento del musculoesquelético frente al ejercicio localizado y/o funcional. En consecuencia, el procesamiento de señales biomédicas en cursos de pregrado se ha transformado en una gran oportunidad para generar conocimiento y abordar con mayor profundidad el uso de la EMGs en diversos escenarios. Sin embargo, los protocolos utilizados varían en función de los resultados de aprendizaje estipulados para aquellos alumnos que pasan por asignaturas como biomecánica, fisiología, o análisis del movimiento humano.

Por otro lado, un elemento abordado a través de la EMGs es su utilidad teórica-clínica, siendo clave su procesamiento y posterior interpretación. En el mismo contexto, gran parte de las investigaciones han utilizado como variable frecuente de análisis la variación de la señal electromiográfica en el

dominio del tiempo, considerando los cambios de la amplitud mioeléctrica como parámetro fundamental para describir el nivel de actividad muscular^{8,11}. Adicionalmente, una de las técnicas utilizadas para reportar la variación de la amplitud se relaciona con el ajuste de la señal funcional (adquirida durante una tarea) al valor máximo de otra señal, siendo esta última, registrada en función de una contracción voluntaria máxima (CVM)¹¹. Esto permite expresar los resultados en función del porcentaje de la CVM, y no en función de la variación del voltaje registrado, generando beneficios al momento de reportar los datos en función del porcentaje de actividad mioeléctrica determinada durante una tarea funcional. Adicionalmente, la normalización de la amplitud electromiográfica tiene por objetivo mejorar la comparación entre participantes, músculos, sesiones de mediciones, posiciones de los electrodos considerando variaciones fisiológicas y anatómicas de los músculos y tejido subyacente¹². Sin embargo, este simple procedimiento puede convertirse en un problema ya que pocas investigaciones muestran los códigos asociados al flujo de procesamiento desarrollado hasta llegar al ajuste de la señal funcional a la CVM. Un ejemplo concreto puede atribuirse al aumento creciente de dispositivos de electromiografía de bajo costo, orientados al área de la rehabilitación, como el dispositivo Myoware^{13,14}, el cual requiere de un software de procesamiento¹⁵.

En la actualidad, el procesamiento de la señal de EMGs posterior a su adquisición, ha sido realizado utilizando diferentes lenguajes de programación. Dentro de estos podemos encontrar: IgorPro, Matlab, y Python. Sin embargo, este último ha sido ampliamente utilizado debido a su acceso gratuito¹⁶, a la claridad de su sintaxis, y a la amplia gama de bibliotecas utilizadas en el procesamiento de señales biomédicas. Según lo planteado, el objetivo de este trabajo es explicar y dejar disponible a la comunidad un flujo de procesamiento utilizando el lenguaje Python para ajustar la señal EMG funcional a la contracción voluntaria máxima.

Propuesta de procesamiento utilizando Python

Al aplicar los protocolos para obtener la señal de EMGs utilizando diversos dispositivos, es importante considerar desde la ubicación del electrodo hasta la verificación de elementos adversos que podrían generar componentes ruidosos en el registro de la señal de EMGs. Sin embargo,

este manuscrito no considera la descripción de estos procedimientos¹⁷, y parte de la suposición de que las señales a procesar ya fueron adquiridas.

Para cuantificar la variación de la amplitud de la señal de EMGs se aplica una función sobre la señal sin procesar, destacando dos opciones comunes: valor de la raíz media cuadrática (en inglés RMS, *root mean square*) o valor rectificado promedio (en inglés ARV, *average rectified value*). Considerando esta última alternativa, y si el objetivo contempla ajustar la señal funcional de un músculo determinado, a la CVM, se deben considerar algunos pasos previos, tales como centralización, rectificación y filtrado de la señal de EMGs. El primer paso consiste en centrar la señal, es decir, en hacer que su valor medio en función del tiempo sea cero, evitando sobrestimar o subestimar los valores finales de la señal funcional ajustada a la CVM. El segundo paso consiste en rectificar la señal, transformando los valores negativos a positivos. El tercer paso consiste en filtrar la señal EMGs, lo cual permite suavizar la señal rectificada (generando una envolvente), siendo el tipo de respuesta más común la de un filtro pasa bajos. La frecuencia de corte, el tipo, y el orden pueden ser definidos en función a estudios previos^{5,8} o según los requerimientos de la investigación. Finalmente, al procesar tanto la señal funcional como la CVM, en función de la envolvente de esta última, se calcula el valor máximo registrado. Luego se ajusta la señal de EMGs funcional al valor de la CVM multiplicado por cien. La función **ajusta_emg_func**, que se muestra en el Material Complementario 1 (ver material suplementario), implementa los pasos descritos anteriormente. La figura 1 muestra un diagrama de flujo del proceso completo.

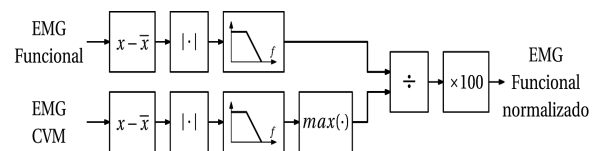


Figura 1. Flujo de procesamiento para obtener la señal de EMG normalizada

Considerando el flujo de procesamiento de cualquier conjunto de señales, es útil e importante visualizar las señales brutas y procesadas. Desde un punto de vista teórico, esto podría entregar información en base a la calidad de las señales obtenidas, permitiendo pesquisar alteraciones como

saturación, presencia de ruido (asociado a artefactos, ruido de línea y sus armónicos), entre otros. La función `plot_emgs`, que se muestra en el Material Complementario 2, permite generar estas visualizaciones.

Ejemplo de procesamiento

A continuación, a partir de la creación de las funciones expuestas anteriormente, se presenta un ejemplo utilizando como referencia dos señales de EMGs. Estas señales fueron extraídas a partir de un proyecto de investigación aprobado por el comité de ética de la Universidad de los Andes (código: CEC201905), acorde a los principios de la Declaración de Helsinki.

Material y métodos

La EMGs se registró en modo diferencial simple usando un sistema BagnoliTM 16 canales (Delsys[®] Inc., Boston, MA, USA; frecuencia de muestreo: 1000Hz, conversor análogo/digital 12-bit) con un filtro pasa banda entre 20-450Hz. Se utilizó un electrodo bipolar (barras paralelas de Ag/AgCl, distancia interelectrodo: 10mm). Este fue ubicado de manera superficial sobre el músculo gastrocnemio medial según la recomendación SENIAM¹⁸. Previamente, se rasuró y limpió la piel con alcohol y algodón con el fin de reducir la impedancia entre el electrodo y la piel.

La primera señal corresponde a la actividad electromiográfica funcional del músculo gastrocnemio medial (GM) durante 14 segundos de carrera sobre una trotadora a una velocidad de 10km/h (contracción dinámica). Posteriormente, se evaluó la CVM durante 6 segundos para el mismo músculo, ubicando al voluntario sobre una camilla en posición prono y resistiendo de forma manual una flexión planar (contracción isométrica). Ambas señales de EMGs del GM fueron cargadas y procesadas en la interfaz Spyder (versión 3.7, ambiente de desarrollo integrado para Python) según el flujo de trabajo 3 (Ver material complementario):

En este código los datos se cargan usando las sentencias `df_funcional = pd.read_csv('emg_funcional.csv')` y `df_cvm = pd.read_csv('emg_cvm.csv')`, las cuales requieren que los datos estén en un archivo con formato CSV (sigla en inglés: *comma-separated values*). Luego, se extraen dos vectores de ambos archivos,

denominados como *muscle* = 'GM', sigla atribuida al gastrocnemio medial (GM), previamente definido en el archivo CSV. Esta sigla representa la extracción del vector tanto para la señal funcional como la CVM. A continuación, se define la frecuencia de muestreo utilizada durante el registro de la señal electromiográfica, en nuestro caso 1000Hz (expresada como $fs = 1000$ o $1e3$). Luego, se define la frecuencia de corte y orden del filtro pasa bajo tipo Butterworth ($fc=40$, $forden=2$). Una vez establecido los parámetros, aplicamos la función `ajusta_emg_func` la cual retorna tres vectores, correspondientes a dos envolventes (señal funcional y CVM) y la señal EMGs ajustada a la CVM (`emg_f_n`, `emg_f_env`, `emg_cvm_env = ajusta_emg_func(emg_funcional, emg_cvm, fs, fc, forden)`).

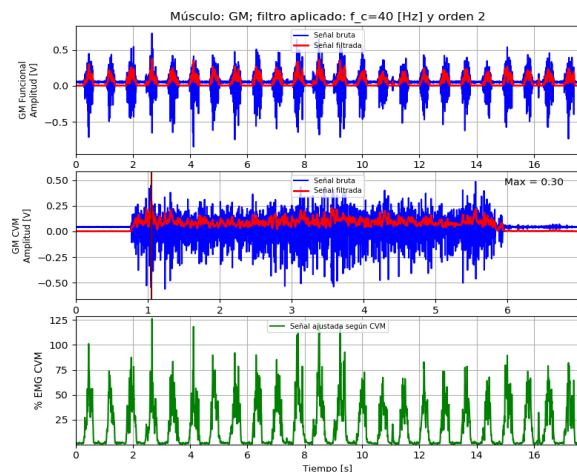


Figura 2. Ilustra el flujo de procesamiento empleado para ajustar la señal EMG funcional a la CVM utilizando Python. A. Señal EMG registrada desde el gastrocnemio medial (MG) durante la carrera. B. Contracción isométrica voluntaria máxima, solicitada para el mismo músculo (MG), considerando una flexión plantar. La línea vertical de color marrón define la ubicación del valor máximo en función de la señal filtrada (color rojo), junto al reporte del valor máximo (max: 0.3V). C. Representa la señal funcional ajustada al valor máximo de la CVM, indicado en el punto anterior.

Para confirmar el valor máximo de la señal ajustada (`emg_f_n`) y la envolvente CVM (`emg_cvm_env`), se muestran en pantalla los valores calculados en función de las señales ya procesadas. Finalmente, se genera un gráfico que muestra el flujo de todo el procesamiento mencionado anteriormente (Figura 4), el cual quedará guardado en la carpeta que

contiene las señales utilizadas (en dos formatos: PNG y PDF).

Limitaciones

Este flujo de procesamiento no está exento a limitaciones, siendo una de ellas la validación de su implementación por diferentes usuarios. Al mismo tiempo, este ejemplo de procesamiento involucra sólo un método de normalización de la señal electromiográfica, considerando que existen otros métodos de normalización de una señal¹².

Aporte a la kinesiología

El uso de la EMGs en la clínica y en la formación de futuros kinesiólogos en Chile, contempla el uso de herramientas para describir el comportamiento de la actividad muscular vinculada a diferentes tareas motoras y el control articular. Las funciones empleadas en este manuscrito han sido desarrolladas con el objetivo de emplearlas en el procesamiento de cualquier señal EMGs que se desee ajustar a la CVM, considerando el registro de la actividad muscular durante tareas básicas como la marcha humana, ascenso y descenso de escaleras, traspaso de sedente a bípedo, o pensando en el reintegro deportivo, tareas como salto vertical, cambios de dirección, carrera, entre otros. Al mismo tiempo, se pretende aportar con una alternativa de procesamiento para normalizar la señal electromiográfica, utilizando un lenguaje de libre acceso. Las funciones y los archivos considerados para el desarrollo de este artículo se pueden descargar desde la siguiente dirección web: https://github.com/aweinstein/emg_cvm_normalization

Agradecimientos

AW fue parcialmente apoyado por el Centro Basal FB0008.

Financiamiento

Ninguno.

Conflicto de interés

Los autores declaran no tener conflicto de interés

Detalles de los autores

¹ Laboratorio Integrativo de Biomecánica y Fisiología del Esfuerzo, Escuela de Kinesiología, Universidad de los Andes, Chile.

² Escuela de Ingeniería Civil Biomédica, Universidad de Valparaíso, Chile.

³ Carrera de Kinesiología, Departamento de Cs. de la Salud, Facultad de Medicina, Pontificia Universidad Católica, Chile.

Correspondencia a:

Oscar Valencia

Monseñor Álvaro del Portillo 12.455, Las Condes, Santiago, Chile.

ovalencia@uandes.cl

Recibido: Noviembre 2020

Publicado: Septiembre 2021

Referencias

1. Nuccio S, Labanca L, Rocchi JE et al. Neuromechanical response to passive cyclic loading of the ACL in non-professional soccer players: A pilot study. *Phys Ther Sport* 2018; 32: 187–193.
2. Stefano AD, Burrige J., Yule V. et al. Effect of gait cycle selection on EMG analysis during walking in adults and children with gait pathology. *Gait Posture* 2004; 20: 92–101.
3. Tateuchi H, Tsukagoshi R, Fukumoto Y et al. Pelvic instability and trunk and hip muscle recruitment patterns in patients with total hip arthroplasty. *J Electromyogr Kinesiol* 2013; 23: 151–158.
4. Barfield J, Newsome L, John EB et al. A case report of shoulder fatigue imbalance in wheelchair rugby: implications to pain and injury. *Spinal Cord Ser Cases* 2016; 2: 16002.
5. Martinez-Valdes E, Guzman-Venegas RA, Silvestre RA et al. Electromyographic adjustments during continuous and intermittent incremental fatiguing cycling. *Scand J Med Sci Sports* 2016; 26: 1273–1282.
6. Bai D, Okada Y, Fukumoto T et al. The muscle pre-activity timing of the hamstrings and quadriceps during 180° and 360° rotational jump landings in healthy female subjects. *Asia-Pacific J Sport Med Arthrosc Rehabil Technol* 2019; 17: 16–20.
7. Solomonow M, Krogsgaard M. Sensorimotor control of knee stability. A review. *Scand J Med Sci Sports* 2001; 11: 64–80.
8. Valencia O, Hudson MJ, Carpes F et al. Modification of kinematic and electromyographic patterns in the lower limb by the use of cell phones. *Retos* 2021; 39: 354–358.
9. Farina D, Merletti R, Enoka RM. The extraction of neural strategies from the surface EMG: an update. *J Appl Physiol* 2014; 117: 1215–1230.
10. Merletti R, Muceli S. Tutorial. Surface EMG detection in space and time: Best practices. *J Electromyogr Kinesiol* 2019; 49: 102363.

11. Valencia O, Cristi I, Ahumada D et al. The initial impact with forefoot increases the muscular activity of gastrocnemius during running. A quantitative study of electromyographic activity. *Retos* 2020; 38: 271–275.
12. Besomi M, Hodges PW, Clancy EA et al. Consensus for experimental design in electromyography (CEDE) project: Amplitude normalization matrix. *J Electromyogr Kinesiol* 2020; 53: 102438.
13. Toro SF Del, Santos-Cuadros S, Olmeda E et al. Is the Use of a Low-Cost sEMG Sensor Valid to Measure Muscle Fatigue? *Sensors* 2019; 19: 3204.
14. Heywood S, Pua YH, McClelland J et al. Low-cost electromyography – Validation against a commercial system using both manual and automated activation timing thresholds. *J Electromyogr Kinesiol* 2018; 42: 74–80.
15. Morton CE, Smith SF, Lwin T et al. Computer Programming: Should Medical Students Be Learning It? *JMIR Med Educ* 2019; 5: e11940.
16. Guido VR. The Python Language Reference. *Python Softw Found*.
17. McManus L, De Vito G, Lowery MM. Analysis and Biophysics of Surface EMG for Physiotherapists and Kinesiologists: Toward a Common Language With Rehabilitation Engineers. *Front Neurol*. Epub ahead of print 2020. DOI: 10.3389/fneur.2020.576729.
18. Hermens HJ, Freriks B, Disselhorst-Klug C et al. Development of recommendations for SEMG sensors and sensor placement procedures. *J Electromyogr Kinesiol* 2000; 10: 361–374.