

# Detección de fuerza y posición para los movimientos de flexión-extensión de codo a partir de señales de EMG



Revista EIA  
ISSN 1794-1237  
e-ISSN 2463-0950  
Año XIX/ Volumen 20/ Edición N.39  
Enero-Junio de 2023  
Reia3924 pp. 1-20

Publicación científica semestral  
Universidad EIA, Envigado, Colombia

## PARA CITAR ESTE ARTÍCULO / TO REFERENCE THIS ARTICLE /

Acebes Moreno, D.; Cortés Gómez, J.;  
Peñuela Calderón, L.; Velasco Vivas, A.  
Revista EIA, 20(39), Reia3920.  
pp. 1-10.  
<https://doi.org/10.24050/reia.v20i39.1595>

### ✉ Autor de correspondencia:

Velasco Vivas, A. (Alexandra)  
Ingeniería Electrónica- PhD Robótica  
Correo electrónico:  
[alexandra.velasco@unimilitar.edu.co](mailto:alexandra.velasco@unimilitar.edu.co)

**Recibido:** 26-01-2022

**Aceptado:** 30-11-2022

**Disponible online:** 01-01-2023

DANIEL SANTIAGO ACEBES MORENO<sup>1</sup>

JULIÁN AUGUSTO CORTÉS GÓMEZ<sup>1</sup>

LINA MARÍA PEÑUELA CALDERÓN<sup>1</sup>

✉ ALEXANDRA VELASCO VIVAS<sup>1</sup>

1. Universidad Militar Nueva Granada

## Resumen

**Objetivo:** Evaluar fuerza y posición angular a partir del análisis de señales electromiográficas en bíceps y tríceps durante la realización de movimientos de flexión-extensión de codo, comparando los algoritmos V – Order, WaveLength, Mean Absolute Value, Wavelength y un factor denominado Valor  $Q_1$ .

**Materiales y métodos:** Se realizó un experimento con 15 voluntarios con cargas de 0, 0.5, y 1 kg. Para determinar la fuerza, se extraen características de la señal teniendo en cuenta los algoritmos mencionados en el objetivo, y a partir de estos valores se halla la posición angular mediante el uso de un filtro pasabajos. Para validar los algoritmos, se utilizó un sensor comercial NOTCH para la medición de posición angular y se evaluó el coeficiente de correlación comparando con los resultados del algoritmo que presenta mejor comportamiento.

**Resultados:** Al evaluar las señales adquiridas, la señal del bíceps presenta mayor amplitud respecto al tríceps. Adicionalmente, el algoritmo  $Q_1$  presenta menores niveles de ruido por lo que se utiliza para determinar la posición angular. Los resultados muestran que el método Valor  $Q_1$  permite la estimación de la señal de posición angular, con un coeficiente de correlación promedio de 72,3% para 1 kg y 60,9% para 0 kg.

**Conclusiones:** La medición de fuerza y posición angular permite el desarrollo de sistemas de control para dispositivos biomecátrónicos destinados al apoyo de procesos de rehabilitación y evaluación de la evolución de un paciente. Los resultados fueron mejores con pesos mayores, debido a que esto implica mayor activación muscular.

**Palabras clave:** Electromiografía (EMG), Fuerza, Bíceps, Tríceps, Estimación, Correlación, Codo, Rehabilitación, V-Order, WaveLength, Mean-Absolute-Value, Filtros, Señales, Modelo biomecánico, Músculos.

# Force and position detection for elbow flexion and extension movements from EMG signals

## Abstract

**Objective:** Assessment of force and angular position based on the analysis of electromyographic signals acquired from the biceps and triceps during the elbow flexion-extension. The idea is to compare the computational algorithms V – Order, WaveLength, Mean Absolute Value, Wavelength, and the Q1 value.

**Materials and Methods:** An experiment with 15 volunteers was carried out. We used weights of 0, 0.5, y 1 kg. We extracted the signal characteristics using the algorithms mentioned above to measure the force. After, we calculated the angular position using a low-pass filter applied to the force signal. We measured the angular position with a NOTCH commercial sensor to validate the algorithms. Then, we evaluated the correlation coefficient and compared the results with those of the algorithm that behaves better.

**Results:** The acquired signals show that the biceps' signal has a greater amplitude compared to the triceps' signal. Furthermore, the Q1 algorithm has lower noise levels. Therefore, it is employed to acquire the force and the angular position. As main results, we found a mean correlation coefficient of 72,3% for 1 kg and 60,9% for 0 kg, comparing the angular position calculated with the angular position from the NOTCH sensors.

**Conclusion:** The measurement of force and angular position allows the development of control systems for biomechatronic devices intended to support rehabilitation processes and evaluation of the evolution of a patient. The algorithm behaves better with higher loads, because it implies a greater muscular activation.

**Keywords:** Electromyography (EMG), Force, Biceps, Triceps, Estimation, Correlation, Elbow, Rehabilitation, V-Order, Wave Length, Mean-Absolute-Value, Filters, Signals, Biomechanical model, Muscles.

## 1. Introducción

Las lesiones musculares limitan la movilidad de las personas y su capacidad de realizar tareas diarias (Cristancho Gómez, 2012). Una persona que sufre de alguna lesión muscular, debe someterse a tratamientos médicos que incluyen terapia física. Desde hace más de una década, se han venido utilizando dispositivos robóticos asistenciales para el apoyo a la terapia física en el proceso de rehabilitación (Pasnoor, Dimachkie, Farmakidis, y Barohn, 2019).

La rehabilitación asistencial es un método eficiente para la recuperación de pacientes que han sufrido algún tipo de lesión muscular o bio-estructural a nivel de componentes motrices (Jurado Bueno y Medina Porqueres, 2007). Estos sistemas asistenciales

pueden ser controlados por posición angular o fuerza. En cuanto a la posición angular, existen sensores (Bida, Rancourt, y Clancy, 2005), dispositivos (Jabbari, Khushaba, y Nazarpour, 2020) y algoritmos (Hajian, Etemad, y Morin, 2019)(Wang y cols., 2019)(Chen, Dai, y Chen, 2020) que permiten detectar o calcular esta variable con suficiente precisión. Sin embargo, la fuerza es una variable más difícil de adquirir directamente mediante sensores (Josten y Lill, 2006) (Nesbit, Elzinga, Herchenroder, y Serrano, 2006), por lo que muchas veces se obtiene de forma indirecta (Zhuang., 2021). Una forma de evaluar la posición angular y la fuerza de una articulación es mediante el procesamiento de señales de electromiografía (EMG) (Pasnoor., 2019), (Jabbaris., 2020). En este artículo se evalúan 4 métodos para la detección de posición angular a partir de la fuerza estimada durante la realización de movimientos de flexión y extensión del codo utilizando señales de EMG. Los métodos evaluados son V – Order, WaveLength (WL), Mean–Absolute value (MAV) y otro basado en las ecuaciones del sistema y un factor denominado Valor Q1. Posteriormente, se selecciona el método que menor ruido presenta y se valida mediante la comparación del resultado con un sensor comercial para captura de movimiento, por medio del coeficiente de correlación y la desviación estándar.

En la literatura, el problema de la determinación de la fuerza y la posición angular se ha tratado en distintas ocasiones y de formas diversas. Por ejemplo, en (Hashemi, Morin, Mousavi, y Hashtrudi-Zaad, 2015) se utiliza un modelo de identificación paralela en cascada (PCI) usando electromiografía superficial (sEMG), donde por medio de diversas posiciones isométricas de los brazos se obtuvieron diferentes respuestas de señales ante un estímulo generado por contracciones dinámicas, incluidas las contracciones concéntricas y excéntricas de los músculos bíceps braquial y tríceps braquial para la obtención de un modelo dinámico del brazo a partir de señales aplicadas. También se han realizado estudios de la extracción de características de la señal en la fuerza de agarre para la implementación de sistemas autónomos e inteligentes. Por ejemplo, en (Bingke Zhang y Shiyong Zhang, 2016), implementan y comparan 3 métodos de machine learning (ML): máquina de soporte vectorial (SVM), redes neuronales artificiales (ANN) y regresión ponderada local (LWR). A partir de la extracción de algunas características de la señal se estima la posición angular. Por otra parte, se han utilizado exoesqueletos para la rehabilitación, como por ejemplo para el codo en (Ullauri, Peternel, Ugurlu, Yamada, y Morimoto, 2015). Además, en (Noughaby y Vossoughi, 2018), los autores realizan el control de un exoesqueleto para la rehabilitación de rodilla, donde estiman el torque mediante un modelo biomecánico y usando la intención de movimiento reducen la interacción de fuerza del paciente (Liang y Hsiao, 2020). En cuanto al uso de EMG,

en (Bida y cols., 2005) se estima la amplitud de estas para hallar torque, donde mediante un modelo lineal de respuesta impulsional finita (FIR) reducen el error mediante RMSE para una máxima contracción voluntaria (MVC) completa. Además, se ha utilizado EMG para el reconocimiento de gestos de la mano (Jabbari y cols., 2020), con base en una red neuronal, usando una memoria de corto recurso (LSTM-basedMem). También se ha utilizado EMG para la estimación de la fuerza en tiempo real, como en (Martinez, Mannini, Clemente, y Cipriani, 2020), para posteriormente implementar un modelo basado en estimación de fuerza de diferentes músculos durante diferentes tareas (Zonnino y Sergi, 2020).

Para la estimación de fuerza mediante señales de EMG se han desarrollado distintos métodos y algoritmos. Inicialmente, se implementaron técnicas de modelado estadístico como la regresión lineal simple y la regresión múltiple (Noughaby y Vossoughi, 2018). Con el tiempo las técnicas han evolucionado. Actualmente, se usan técnicas de aprendizaje de máquina como las redes neuronales (Bingke Zhang y Shiyong Zhang, 2016). Por ejemplo, el Maximum Volunteer Contraction (MVC) es un valor que permite la medición de la fuerza muscular, con base en la señal normalizada de la señal de EMG (Hashemi, 2015), que permite evaluar los niveles de fuerza. Actualmente, se ha trabajado también en la evaluación de señales EMG basado en las características de la señal (Doheny, Flood, Lowery, Goulding, y McManus, 2020), con técnicas de modelado estadístico. Además, en (Zhuang y cols., 2021) se presenta el control voluntario de una rodilla exoesquelética usando un esquema de control con EMG. También en (Bida, 2005), los autores presentan un esquema de control con base en señales EMG (Modelo PAM), en este caso para un codo neumático. En el modelo de estimación de fuerza y torque se hace uso de una señal EMG del tríceps (Bida, 2005).

En este artículo se estima la fuerza a partir de la medición de posición angular del codo para movimientos de flexión y extensión utilizando señales de EMG. Para ello, se comparan cuatro diferentes métodos para extracción de características de la señal, con el fin de determinar el que cumple la tarea definida con las mejores características de la señal a la salida, es decir, la menor relación señal-ruido además con una relación de amplitud con la señal original cercana a 1, considerando parámetros de evaluación y validación como desviación estándar y coeficiente de correlación. Los algoritmos que se comparan son: V-Order, WaveLength, MAV y Valor Q1 (Fuerza constante).

En la sección 2, se presenta de manera detallada la metodología aplicada para la determinación de fuerza y posición en movimientos de flexión y extensión a partir de señales EMG, con base en la literatura existente al respecto. Además, se da un contexto de la fundamentación

matemática y teórica que fue empleada para alcanzar dicho resultado. Posteriormente, en la sección 3, se describen los resultados de las pruebas realizadas y los parámetros y criterios utilizados para dichas pruebas. Además, se presenta un análisis de los resultados, mostrando que el método denominado valor Q1 permite un 90 % de correlación respecto a la señal medida. Para este método, se detallan las etapas realizadas para la implementación del algoritmo, desde el pre procesamiento hasta su validación. Finalmente, se presentan las conclusiones, aportes y las mejoras de trabajos a futuro.

## 2. Materiales y métodos

A continuación, se presenta el proceso llevado a cabo para evaluar fuerza y posición a partir de señales electromiográficas (EMG) durante el movimiento de flexión-extensión para la articulación del codo. De esta manera, se presentará el protocolo de pruebas para la toma de datos, el preprocesamiento de la señal y filtros aplicados a las señales adquiridas, la selección de características y algoritmos, junto con su descripción matemática, y el proceso de validación que se llevará a cabo comparando los resultados con las mediciones por medio de sensores comerciales.

### *Protocolo de pruebas*

Las señales EMG miden potenciales eléctricos que envían los músculos. Estos potenciales se generan debido a señales nerviosas que se envían para realizar una activación muscular y de esta forma dar respuesta a un estímulo. Las señales EMG se pueden medir con técnicas superficiales o invasivas. La primera consiste en el uso de electrodos sobre la piel, mientras que la segunda consiste en el uso de agujas que están en contacto directo con el músculo, lo cual mejora la calidad de la señal adquirida, pero presenta más riesgos que la adquisición superficial (Hajian , 2019). Para este trabajo, se realiza adquisición de datos de forma superficial.

Se realiza un estudio experimental controlado con un grupo de personas que no hayan sido diagnosticadas con lesiones en el brazo (antebrazo, carpos, bíceps tríceps ligamentos y huesos relacionados) u hombro. Se seleccionan personas sin distinguir sexo, entre los 18 y 55 años, que sean físicamente activas o sedentarias. Se contó con un total de 5 participantes. Este número no pudo ser mayor, debido a la situación actual por COVID-19. Durante el tiempo de la prueba se toman datos con el sensor MyoWare cuya adquisición se realiza mediante el microcontrolador ATMEGA2560, a una tasa de muestreo de 33 Hz, evaluando la señal de EMG en el bíceps. Adicionalmente,

se toman datos con el sensor comercial NOTCH, para la captura de movimiento, el cual funciona a una tasa de 33 Hz.

En el caso del bíceps, el par diferencial de electrodos está ubicado en la cabeza superior del bíceps, la tierra para la medición está en un costado del brazo donde ya no hay contracción del músculo (ver Figura 1).



Para iniciar la toma de datos, se realiza un protocolo de pruebas y se presenta a los participantes el consentimiento informado, con el fin de dar a conocer el proceso, los criterios de exclusión, la posibilidad de retirarse en cualquier momento que lo deseen y preservar en el anonimato sus datos personales. Las pruebas consisten en el siguiente proceso:

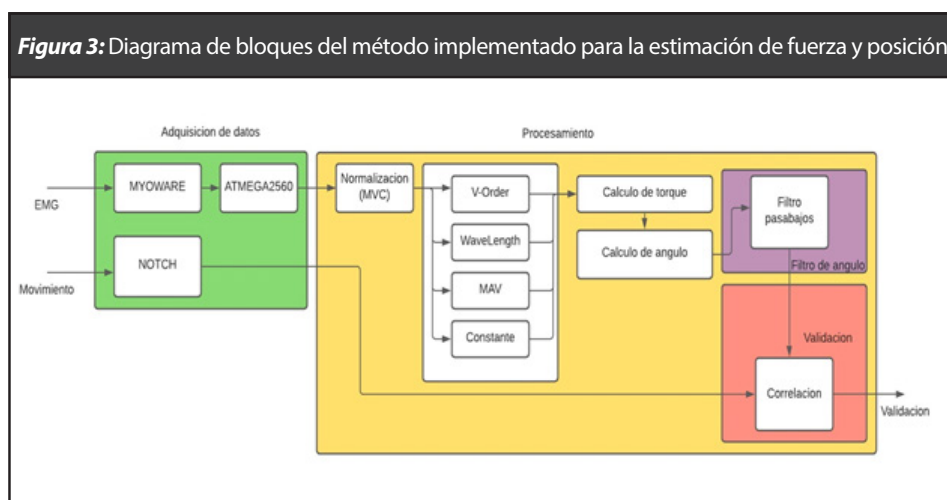
- Se solicita al voluntario estar sentado con los brazos a 90° sin apoyarlos sobre ningún elemento, y la espalda recostada contra el espaldar de una silla, mirada al frente y piernas dobladas 90° hacia el suelo. Se ubican los sensores de EMG y el sensor NOTCH, con el cual se realizará la validación (ver Figura 2).
- Se pide al participante realizar 10 repeticiones de movimientos de flexión-extensión, sin carga, en un tiempo cronometrado de 30 s, con descansos de tres minutos entre pruebas. Se utiliza un cronómetro con precisión de centésimas de segundo; sin embargo, los 30 s corresponden a la ventana de tiempo definida en el preprocesamiento de los datos hechos en Matlab. Se cambian los pesos a 0,5 kg y 1 kg y se realiza el mismo procedimiento.
- Durante cada repetición se toman datos con los sensores y se almacenan en estructuras de datos para su posterior procesamiento



### Procesamiento matemático y selección de algoritmos

Se realiza el procesamiento de los datos adquiridos en Matlab. Inicialmente, se normaliza la señal a partir del valor de la máxima contracción voluntaria (MVC), con el fin de evitar el sesgo de los datos dado por las diferencias en las características de los participantes. Posterior a esta normalización, se determinan las características que se muestran a continuación, considerando que de acuerdo con la literatura encontrada, son aquellos valores que permiten asociar la señal de EMG con fuerza (Bingke Zhang y Shiyong Zhang, 2016), (Kasuya, 2013):

- V-Order.
- Mean Absolute Value (MAV).
- Wavelength (WL).
- Valor Q1.



De la figura 3, el bloque verde muestra el sistema de adquisición de datos, el bloque amarillo incluye el procesamiento de los datos, filtrado y validación. Posteriormente, se halla el torque a partir de la fuerza calculada mediante los algoritmos V-Order, MAV, WL, y valor Q1. Una vez se obtiene el torque, se define el ángulo asociado a la posición del brazo en el movimiento de flexión-extensión, y se aplica un filtro pasa-bajos con el fin de realizar una corrección sobre el valor de la posición hallada a partir del torque. La figura 3.3 muestra el diagrama de bloques del proceso llevado a cabo. A continuación, se realiza una descripción matemática de cada uno de los algoritmos utilizados.

La señal normalizada se define como

$$u(k) = \frac{EMG(k)}{MVC} \quad (1)$$

Donde  $k$  es la posición del vector en un número total de  $N$  muestras, y el MVC es el valor máximo de la señal (Bida, 2005).

La ecuación asociada al *V-Order* se puede escribir como

$$u(k) = \sqrt[v]{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N |u(k)|^v} \quad (2)$$

donde  $v = 2$  de acuerdo con (Bingke Zhang y Shiyong Zhang, 2016), y  $u(k)$  el valor de la señal EMG en la muestra  $k$ .

Por otro lado, el *Mean - Absolute Value* (MAV) está dado por:

$$MAV = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n |u(k)| \quad (3)$$

De acuerdo con (Bingke Zhang y Shiyong Zhang, 2016) se presenta una correlación positiva entre el MAV y la fuerza del músculo, la cual está asociada a la activación muscular.

El valor *Wavelength* (WL) está dado por

$$WL = \sum_{k=1}^{N-1} |u(k+1) - u(k)| \quad (4)$$



Que corresponde al valor acumulativo de la señal (Bida , 2005). Como se dijo anteriormente, los valores calculados se toman como aproximación de la fuerza que se adquiere a partir de la señal de EMG. De esta manera, tomaremos la fuerza  $F$  como el valor calculado  $V_{Order}$ ,  $MAV$ , y  $WL$ , con el fin de comparar cómo cada una de estas características pueden ser representaciones de la fuerza. Adicionalmente, la definición de torque en un sistema está dada por

$$\tau = r \times F \rightarrow \tau = rF \sin \theta \quad (5)$$

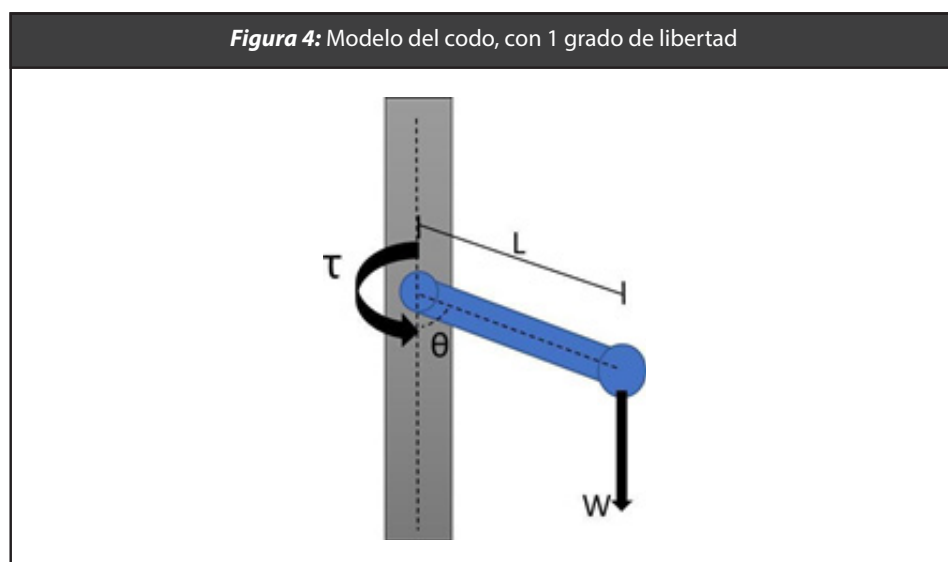
Sabiendo que:

- $\tau$  es el Torque.
- $F$  el Vector fuerza.
- $r$  el Vector radio, dado en este caso por la longitud del antebrazo.
- $\theta$  el Ángulo entre los vectores.

Finalmente, se establece una relación entre la amplitud de la señal normalizada y el torque, mediante un factor  $Q_1$  de acuerdo con (Jabbari., 2020), donde dicha relación está dada por

$$T(k) = Q_1 * u(k) \quad (6)$$

El valor de  $Q_1$  se determina a partir del análisis estático del movimiento de flexión-extensión, modelado como un sistema mecánico rotacional de un grado de libertad, donde el antebrazo funciona como una pieza fija y el brazo como una palanca (ver Figura 4).



De esta manera, el modelo dinámico del sistema está dado por

$$\tau(k) - \sin(\theta k) * m * g * l = J * \ddot{\theta} \quad (7)$$

donde

- $\tau(k)$  es el torque en la muestra k para el modelo.
- m es la masa suspendida en el extremo de la palanca. Para este caso el valor máximo de peso que va a soportar la persona, es decir 1 kg.
- g es la gravedad con valor de 9.81m/s<sup>2</sup>.
- l es la longitud del brazo al punto de pivote. En este caso se toma un valor promedio de 42cm, de acuerdo con lo reportado por (Nesbit, 2006).
- J es la inercia del modelo.
- $\theta k$  es la posición angular del sistema, en la muestra k.
- $\ddot{\theta}_k$  = aceleración angular del sistema.

La inercia del codo es del orden de 10<sup>-5</sup> kgm<sup>2</sup>, debido a la geometría y en general el peso que tiene el brazo. De esta manera, considerando los órdenes de magnitud en el sistema, se puede aproximar J ~ 0 (Nesbit , 2006). Conforme a lo anterior, tenemos que el modelo se puede reescribir como

$$\theta = \sin^{-1}\left(\frac{\tau(k)}{l * m * g}\right) \quad (8)$$

El rango de valores de la posición angular de la articulación  $\theta_k$ , de acuerdo con la biomecánica, van desde 0° hasta 135° (Bingke Zhang y Shiyong Zhang, 2016). Se sabe que el mayor torque ocurre cuando  $\theta = 90^\circ$ , y se define  $Q_1$  como el valor del máximo torque, es decir  $Q_1 = l * m * g$ .

Finalmente, se aplica el filtro pasa bajos para eliminar ruido asociado a frecuencias diferentes a la información asociada al movimiento, siendo este un filtro FIR de orden 72, con frecuencias de corte con rango de estabilidad entre 0,3 Hz y 0,4 Hz, Este filtro presenta menor desfase en comparación con un filtro IIR, permite el paso únicamente de la información del movimiento, y se diseña de acuerdo con el Toolbox de diseño de filtros de Matlab.

### 3. Validación

Una vez obtenida la posición estimada mediante la aplicación los algoritmos, el cálculo del torque y posteriormente de la posición

angular, se compara el último valor con la posición angular entregada por los sensores comerciales NOTCH ubicados en el brazo del voluntario (como se muestra en la figura 2). Para la comparación de los datos, se utiliza el coeficiente de correlación, el cual indica la similitud de las señales, con valores entre -1 a 1, donde -1 implica mínima similitud y 1 máxima similitud Correlación. Matemáticamente, el error de correlación está dado por

$$(f * g) = \sum_j f_j g_{i+j} \quad (9)$$

Donde  $f$  corresponde a la posición calculada mediante cada uno de los algoritmos y  $g$  el valor de la posición angular entregada por los sensores NOTCH, en el valor  $j$  de las muestras.

#### 4. Resultados

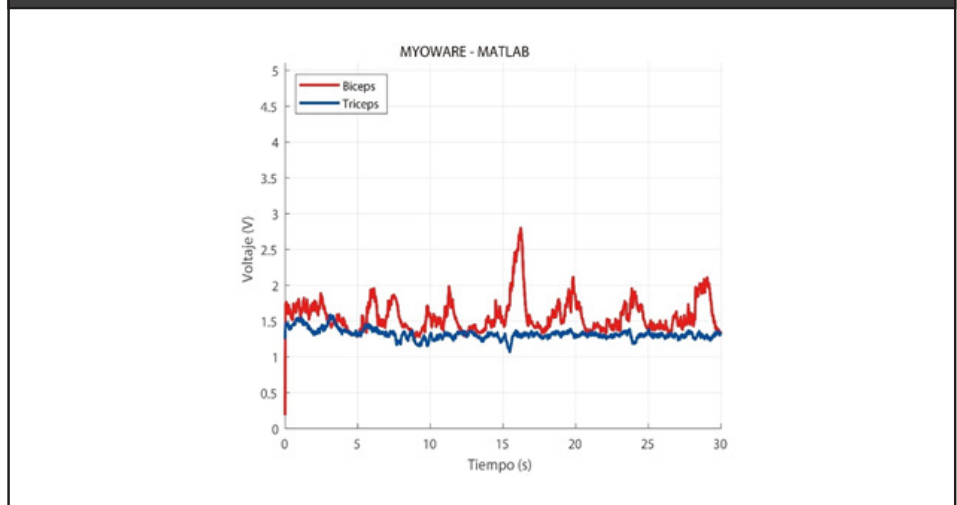
La figura 5 muestra los datos provenientes de los músculos bíceps y tríceps para uno de los participantes, el cual realiza los ejercicios de flexión-extensión con una carga de 1 kg. Las señales tienen un filtrado realizado por la tarjeta de adquisición el cual contempla un filtro pasa bajas de 530 Hz, un pasa altas de 20 Hz y un rechaza banda entre 50 y 60 Hz. Como se observa en la imagen, la magnitud de la señal del tríceps está atenuada en aproximadamente un 30 % respecto al bíceps, lo mismo sucedió con la mayoría de participantes. Lo anterior se debe a que en la región posterior del brazo se concentra tejido adiposo, y adicionalmente, suele ser un músculo poco ejercitado (Márquez García , 2013). Por otro lado, es importante tener en cuenta que la señal de EMG se adquiere superficialmente, por lo que se añade ruido asociado al movimiento de los electrodos, tipo de piel, vello corporal, entre otros. De esta manera, se selecciona el músculo bíceps para realizar el procesamiento, considerando que su magnitud es superior a la del ruido, para así calcular torque y posición angular durante el movimiento de flexión y extensión.

Posteriormente, con el fin de hallar la forma de onda del vector de fuerza, se aplican los algoritmos MAV, WL, V-Order y la constante de fuerza  $Q_f$ , como se muestra en la figura 6. En general, las características halladas siguen el mismo patrón, considerando que las ecuaciones están asociadas a promedios de la sumatoria de los valores absolutos de la señal punto a punto. De esta manera los patrones de *V-Order* y *MAV* son los más parecidos, así como la señal adquirida mediante el valor  $Q_f$ , mientras que la señal asociada a WL posee mayor cantidad

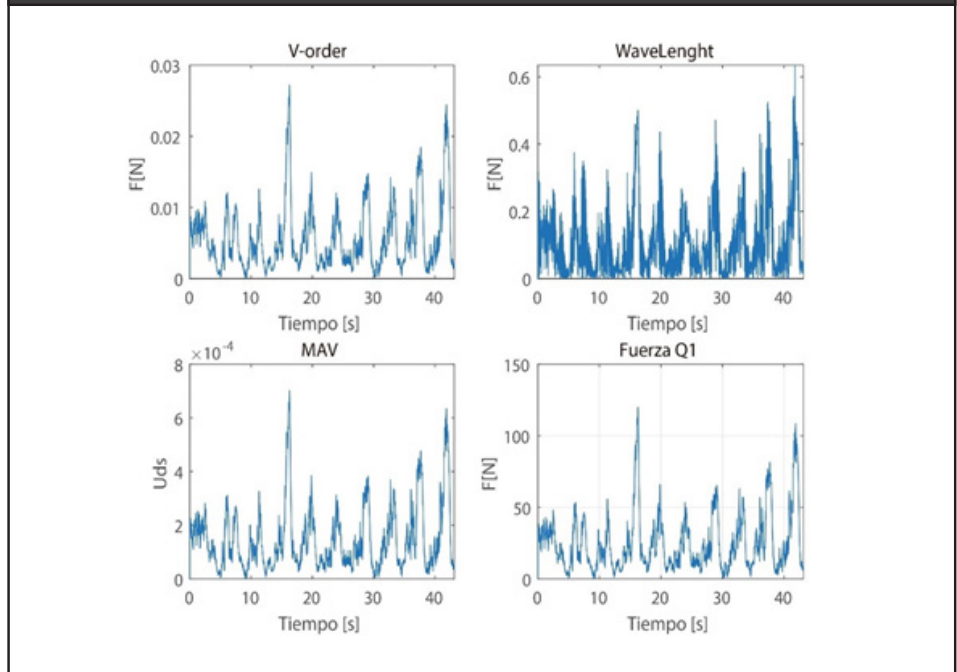
de datos que pueden generar ruido en el momento de determinar el torque y la posición angular.

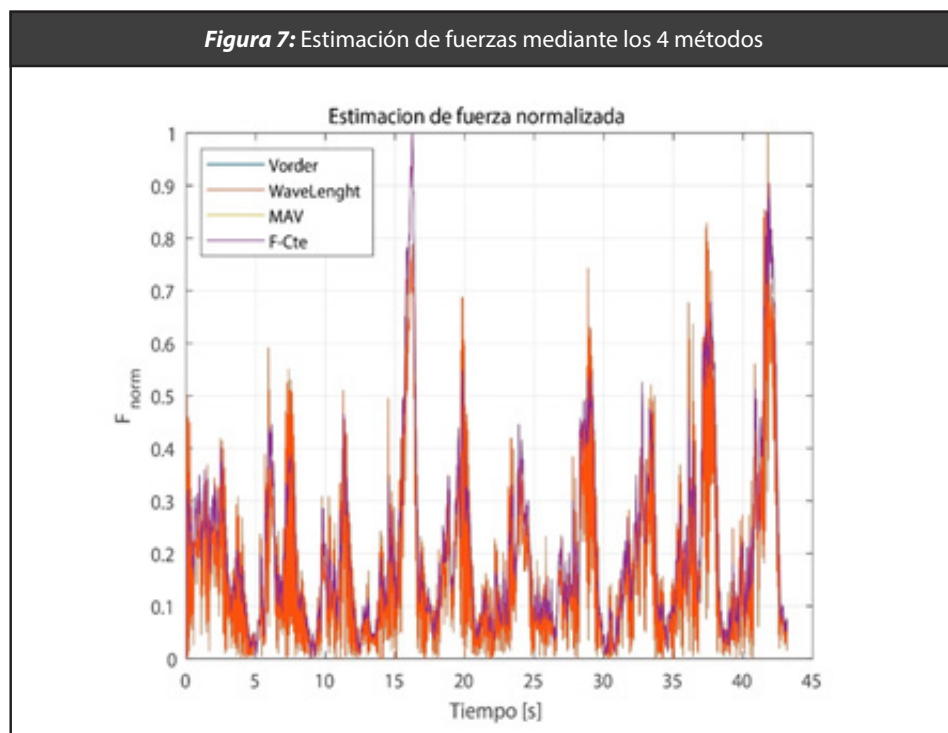
Con el fin de comparar los algoritmos se realiza una normalización de las señales (ver figura 7) y posteriormente se halla el troque. A partir del torque calculado (ver figura 8) se observa que los métodos  $Q_1$  y  $WL$  son los que mayor variación tienen durante el movimiento de flexión-extensión.

**Figura 5:** Señal EMG adquirida con el sensor MyoWare en el bíceps y tríceps con peso de 1 kg



**Figura 6:** Señal del bíceps normalizada mediante método de estimación para 1 kg.

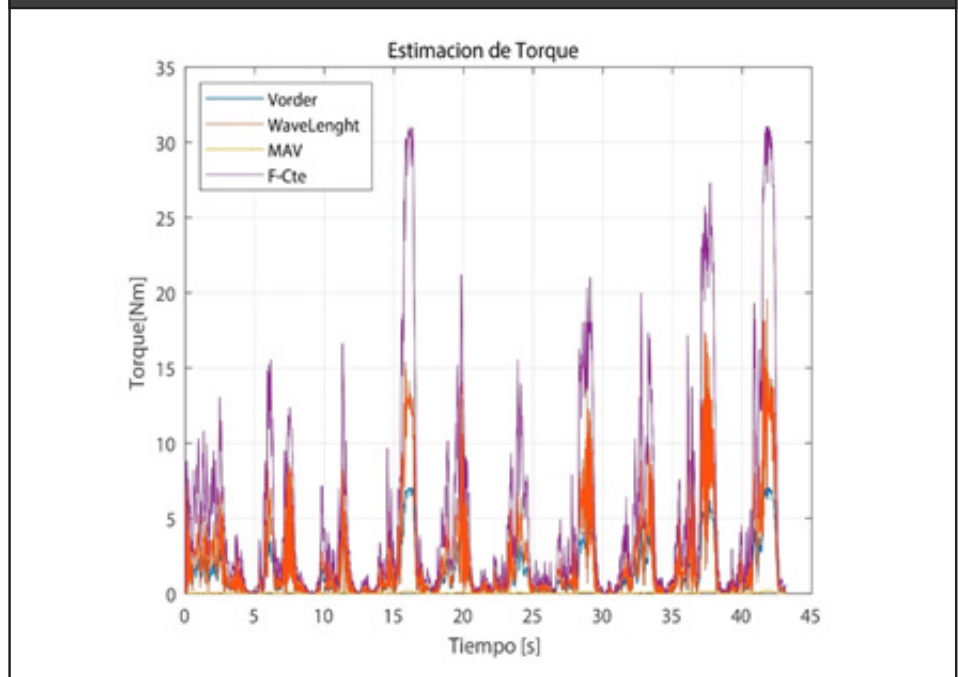




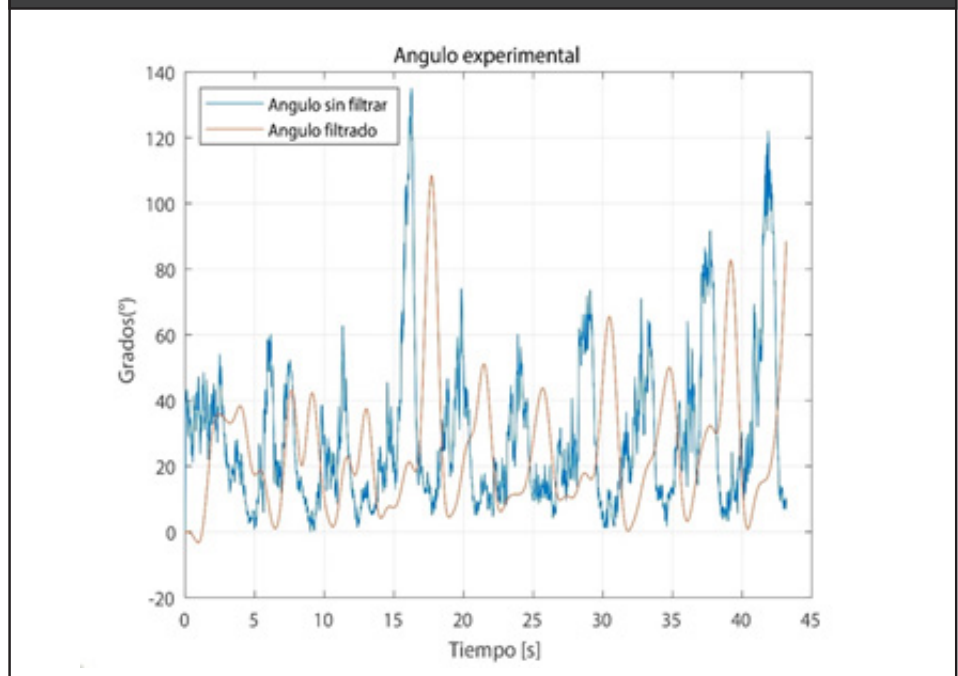
En el caso de  $WL$  se presenta un mayor ruido en la definición del torque, por lo que se selecciona el algoritmo  $Q_1$  para determinar la posición angular a partir de (6), (7) y (8).

Una vez calculado el torque, se halla la posición angular con el fin de comparar posteriormente con la información entregada por los sensores de posición. Debido al ruido presentado por la señal, se implementa un filtro FIR de orden 72, pasa bajos de  $f_{c1} = 0,3 \text{ Hz}$  a  $f_c = 0,4 \text{ Hz}$ , considerando las frecuencias asociadas a la velocidad del movimiento de flexión-extensión del participante. Como resultado, se tiene la señal roja de la figura 9, donde debido a la aplicación de los filtros y de acuerdo con el corrimiento en fase que estos proporcionan, se genera un corrimiento en el tiempo. De esta manera, con el fin de comparar con la señal proveniente de los sensores NOTCH, se eliminan los primeros 20 datos.

**Figura 8:** Estimación de torques mediante los 4 métodos

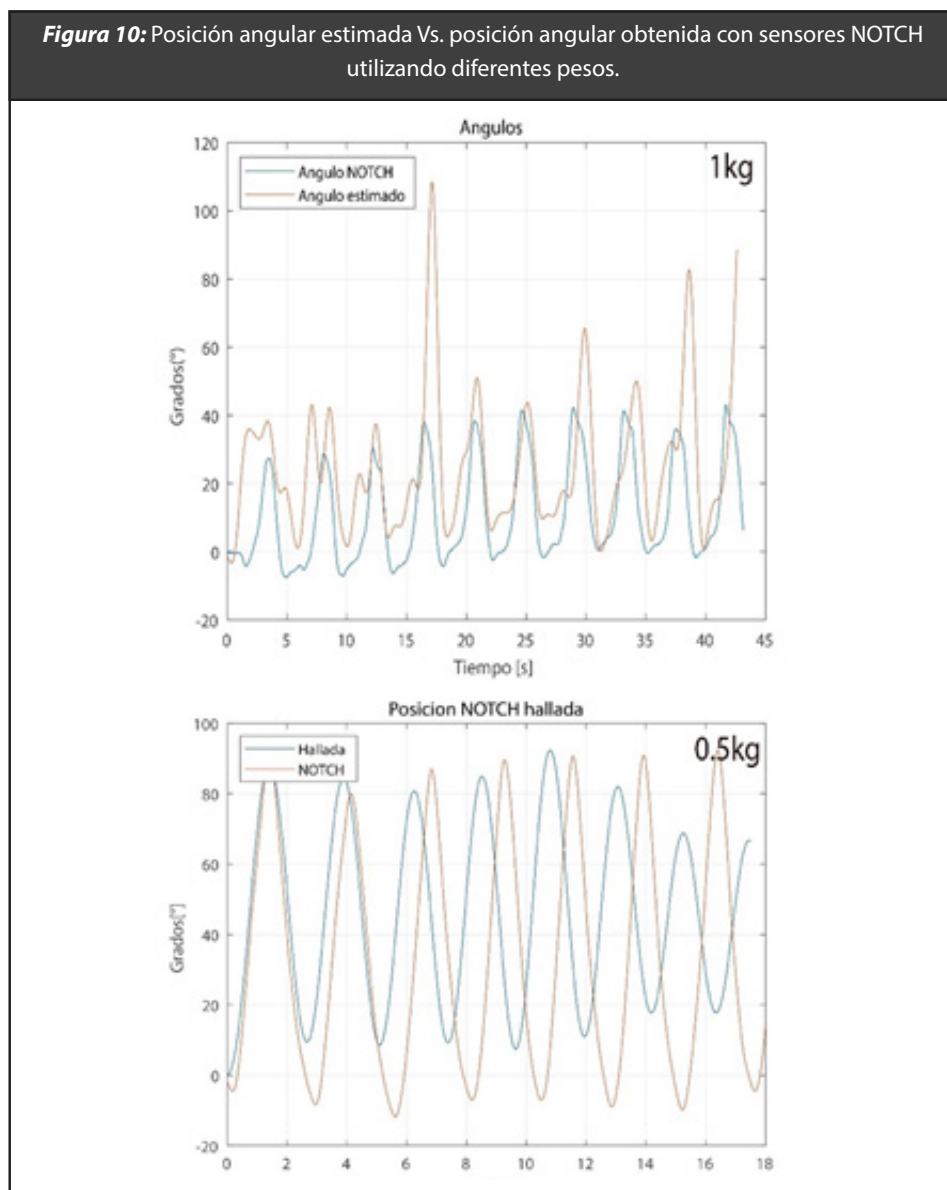


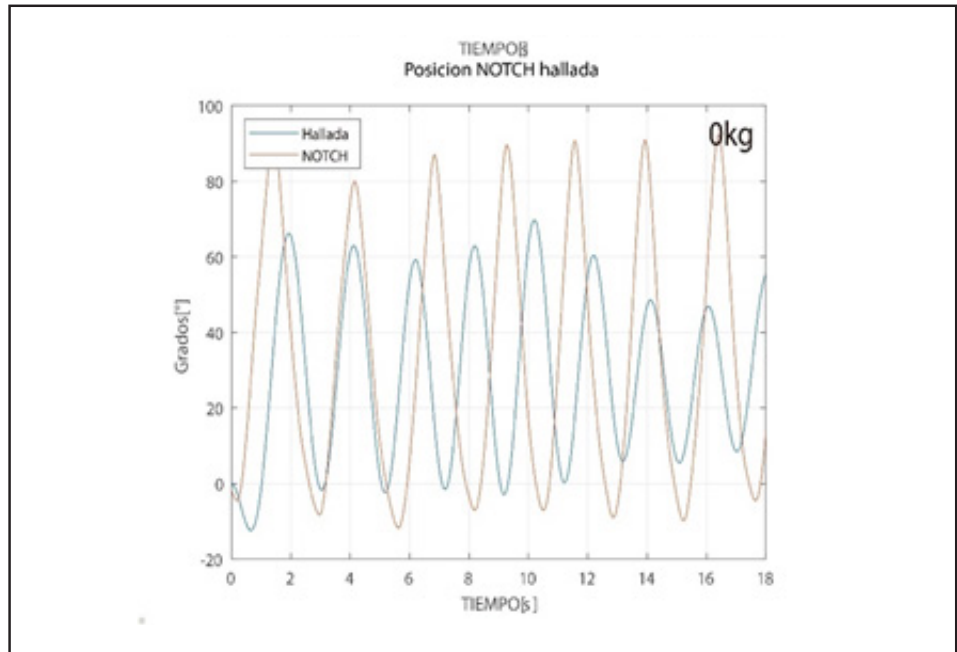
**Figura 9:** Posición angular estimada y filtrada



Los sensores NOTCH cuentan con varios giroscopios de precisión, que mediante una interfaz en el teléfono permite ver el cambio en posición cartesiana y de la misma forma el cambio de posición angular (ángulo de articulación). Se hace la validación de los ángulos con las mediciones realizadas por el sensor NOTCH colocado en la muñeca derecha del voluntario. En la figura. 10 se muestra la comparación de los ángulos calculados contra los ángulos adquiridos con el sensor NOTCH ante diferentes pesos.

En general, se presenta un corrimiento en el tiempo entre la señal evaluada con los sensores NOTCH y el ángulo calculado mediante los algoritmos, esto se debe a que el cálculo realizado corresponde a la intención de movimiento.





## 5. Discusión

Con el fin de comparar las señales, se evalúa el coeficiente de correlación entre el ángulo calculado y el ángulo evaluado con los sensores, este coeficiente es 1 cuando los datos de las dos señales son iguales y disminuye en la medida que se diferencian.

Tabla 1: Correlación cruzada de las señales para todas las pruebas

Prueba	Correlación 1kg	Correlación 0.5kg	Correlación 0kg
1	0,76	0,56	0,42
2	0,56	0,47	0,65
3	0,74	0,68	0,39
4	0,63	0,39	0,55
5	0,78	0,78	0,68
6	0,80	0,57	0,64
7	0,67	0,65	0,52
8	0,90	0,53	0,74
9	0,74	0,60	0,64



Prueba	Correlación 1kg	Correlación 0.5kg	Correlación 0kg
10	0,78	0,81	0,40
11	0,65	0,45	0,43
12	0,56	0,75	0,55
13	0,75	0,40	0,66
14	0,84	0,76	0,57
15	0,69	0,43	0,70

La tabla 1 muestra el coeficiente de correlación para cada prueba y los tres pesos diferentes. En general, se puede ver que para 1 kg se tiene un porcentaje de similitud promedio de 72,3%, con una desviación estándar del 9,35 %, con un máximo de 90% y un mínimo de 55%. Para el peso de 0,5 kg se obtuvo un promedio de 60,9 %, con 13,94% de desviación estándar, con un máximo de 81% y un mínimo de 39%. Finalmente, para 0 kg, es decir, sin ningún tipo de peso adicional se obtuvo un promedio 57%, con un 11,22% de desviación estándar, registrando un máximo de 74% y un mínimo de 39% de correlación.

Los mejores resultados se obtienen para 1 kg, logrando un 90% de similitud entre el sensor y la salida del algoritmo. Lo anterior, considerando que existe mayor activación muscular para esta carga. Para obtener mejores resultados es importante realizar algunos cambios en el desarrollo del algoritmo, como por ejemplo, el filtraje digital de los datos posterior a la adquisición de los mismos, para eliminar ruidos asociados a la adquisición, que el sensor en su procesamiento analógico no realice, y para que posteriormente, la normalización, no se vea afectada por valores asociados al ruido. Por otro lado, es importante explorar métodos de aprendizaje computacional, evaluando características de la señal de EMG que permitan hallar fuerza, torque y posición. Usualmente los métodos desarrollados, permiten el cálculo de la posición angular a partir de EMG, existen muy pocos trabajos en este tema que aún debe ser más explorado, dada su utilidad en robótica asistencial, el desarrollo de interfaces usuario-máquina, y la evaluación de procesos de rehabilitación (Jiang, Bardizbanian, Dai, Chen, y Clancy, 2021). Teniendo en cuenta aplicaciones en tiempo real, es importante la evaluación de métodos que no impliquen un alto costo computacional.

Los sistemas asistenciales para rehabilitación están siendo cada vez más utilizados. Para su uso, es necesario que cuenten con sistemas de control, por ejemplo, de posición y fuerza. La adquisición de señales de posición angular de las articulaciones del cuerpo ha

sido ampliamente estudiada, y existen dispositivos que permiten su medición directa. Sin embargo, la fuerza es una variable más difícil de adquirir, pero su estimación puede estar ligada a la adquisición de posición angular y de otras señales como las de EMG. Es por ello que muchas investigaciones han centrado sus esfuerzos en desarrollar métodos y algoritmos para la detección o la estimación de posición angular y fuerza. En este artículo evaluamos el uso de 4 métodos para la estimación de fuerza y posición angular del codo: *V-Order*, *WaveLength (WL)*, *Mean-Absolute Value (MAV)* y *Valor  $Q_1$* . Al evaluar los métodos de preprocesamiento de las señales, es claro que el método  $Q_1$  es el más adecuado debido a los bajos niveles de ruido, lo que se vio reflejado en la estimación de la señal de posición angular, con un CC de hasta el 90% para 1 kg, 81% para 0,5 kg, y 74% sin carga (0 kg), lo que demuestra que este método es efectivo para la estimación de la posición angular a partir de la fuerza.

Hoy en día la exploración de utilidades de estas señales continúa. Actualmente, hay modelos de alta fiabilidad gracias a los resultados obtenidos para medición de fuerza y posición en el codo. Se han generado modelos para detección de fuerza y la adecuación de las señales y datos para hacer más efectivo este proceso. Se tiene que hay diferentes técnicas clásicas de procesamiento de señal para esta medida de torque (fuerza), sin embargo, su validación es aún un reto. De esta manera, como trabajo futuro se planea obtener validar la fuerza estimada mediante dispositivos médicos especializados, que permitan evaluar de manera independiente la característica de fuerza extraída de la señal EMG. Con esto se busca aumentar los mecanismos de validación.

## 6. Referencias

- A. G. Noughaby and G. R. Vossoughi, "The Control of an Exoskeleton and The Reduction of Interaction Force Using Human Intent Detection by EMG Signals and Torque Estimation," 2018 6th RSI International Conference on Robotics and Mechatronics (ICRoM), 2018, pp. 536-541, doi: 10.1109/ICRoM.2018.8657584.
- A. Zonnino and F. Sergi, "Model-Based Estimation of Individual Muscle Force Based on Measurements of Muscle Activity in Forearm Muscles During Isometric Tasks," in IEEE Transactions on Biomedical Engineering, vol. 67, no. 1, pp. 134-145, Jan. 2020, doi: 10.1109/TBME.2019.2909171.
- Bingke Zhang and Shiyong Zhang, "The estimation of grasping force based on the feature extracted from EMG signals," 2016 IEEE Advanced Information Management, Communicates, Electronic and Automation Control Conference (IMCEC), 2016, pp. 1477-1480, doi: 10.1109/IMCEC.2016.7867461.
- Bueno, A. J., & Porqueres, I. M. (2007). MANUAL DE PRUEBAS DIAGNÓSTICAS. Traumatología y ortopedia (Vol. 85). Editorial Paidotribo. ISBN: 978-84-9910-129-3

- C. Liang and T. Hsiao, "Admittance Control of Powered Exoskeletons Based on Joint Torque Estimation," in *IEEE Access*, vol. 8, pp. 94404-94414, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.2995372.
- Cristancho, W. (2012). *Fisioterapia en la UCI: Teoría, experiencia y evidencia*. Bogotá, Colombia: Manual Moderno. ISBN: 9789589446676
- E. P. Doheny, C. Goulding, M. W. Flood, L. Mcmanus and M. M. Lowery, "Feature-Based Evaluation of a Wearable Surface EMG Sensor Against Laboratory Standard EMG During Force-Varying and Fatiguing Contractions," in *IEEE Sensors Journal*, vol. 20, no. 5, pp. 2757-2765, 1 March 2020, doi: 10.1109/JSEN.2019.2953354.
- G. Hajian, A. Etemad and E. Morin, "An Investigation of Dimensionality Reduction Techniques for EMG-based Force Estimation," 2019 41st Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), 2019, pp. 698-701, doi: 10.1109/EMBC.2019.8856293.
- I. J. R. Martínez, A. Mannini, F. Clemente and C. Cipriani, "Online Grasp Force Estimation from the Transient EMG," in *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, vol. 28, no. 10, pp. 2333-2341, Oct. 2020, doi: 10.1109/TNSRE.2020.3022587.
- J. B. Ullauri, L. Peternel, B. Ugurlu, Y. Yamada and J. Morimoto, "On the EMG-based torque estimation for humans coupled with a force-controlled elbow exoskeleton," 2015 International Conference on Advanced Robotics (ICAR), 2015, pp. 302-307, doi: 10.1109/ICAR.2015.7251472.
- J. Hashemi, E. Morin, P. Mousavi and K. Hashtrudi-Zaad, "Enhanced Dynamic EMG-Force Estimation Through Calibration and PCI Modeling," in *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, vol. 23, no. 1, pp. 41-50, Jan. 2015, doi: 10.1109/TNSRE.2014.2325713.
- Josten, C., y Lill, H. (2006). *Lesiones del codo: biomecánica, diagnóstico, tratamiento*. Amolca. ISBN: 9789806574106
- M. Jabbari, R. N. Khushaba and K. Nazarpour, "EMG-Based Hand Gesture Classification with Long Short-Term Memory Deep Recurrent Neural Networks," 2020 42nd Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine & Biology Society (EMBC), 2020, pp. 3302-3305, doi: 10.1109/EMBC44109.2020.9175279.
- M. Kasuya, M. Seki, K. Kawamura, Y. Kobayashi, M. G. Fujie and H. Yokoi, "Robust grip force estimation under electric feedback using muscle stiffness and electromyography for powered prosthetic hand," 2013 IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2013, pp. 93-98, doi: 10.1109/ICRA.2013.6630561.
- Márquez García, F. J. (2013). *Evaluación de la fuerza relativa de las extremidades superiores con la plataforma de Bosco*.
- Nesbit, S. M., Elzinga, M., Herchenroder, C., & Serrano, M. (2006). The effects of racket inertia tensor on elbow loadings and racket behavior for central and eccentric impacts. *Journal of sports science & medicine*, 5(2), 304.
- O. Bida, D. Rancourt and E. A. Clancy, "Electromyogram (EMG) amplitude estimation and joint torque model performance," *Proceedings of the IEEE 31st Annual Northeast Bioengineering Conference*, 2005., 2005, pp. 229-230, doi: 10.1109/NEBC.2005.1432004.
- Pasnoor, M., Dimachkie, M. M., Farmakidis, C., y Barohn, R. J. (2019). Disorders of the neuromuscular junction: Myasthenia gravis. En R. Mitra (Ed.), *Principles of rehabilitation medicine*. New York, NY: McGraw-Hill Education.
- Wang, H., Rajotte, K. J., Wang, H., Dai, C., Zhu, Z., Bhuiyan, M., ... & Clancy, E. A. (2019). Optimal Estimation of EMG Standard Deviation (EMG  $\sigma$ ) in Additive Measurement Noise: Model-Based Derivations and Their Implications. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 27(12), 2328-2335.

- X. Jiang, B. Bardizbanian, C. Dai, W. Chen and E. A. Clancy, "Data Management for Transfer Learning Approaches to Elbow EMG-Torque Modeling," in *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 68, no. 8, pp. 2592-2601, Aug. 2021, doi: 10.1109/TBME.2021.3069961.
- Y. Chen, C. Dai and W. Chen, "Cross-Comparison of EMG-to-Force Methods for Multi-DoF Finger Force Prediction Using One-DoF Training," in *IEEE Access*, vol. 8, pp. 13958-13968, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.2966007.
- Y. Zhuang, Y. Leng, J. Zhou, R. Song, L. Li and S. W. Su, "Voluntary Control of an Ankle Joint Exoskeleton by Able-Bodied Individuals and Stroke Survivors Using EMG-Based Admittance Control Scheme," in *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 68, no. 2, pp. 695-705, Feb. 2021, doi: 10.1109/TBME.2020.3012296.