

Estimación del par articular a partir de la amplitud del EMG mediante modelos recursivos

L. L. Luna*, M. O. Mendoza, B. A. Reyes

Universidad Autónoma de San Luis Potosí, Facultad de Ciencias, San Luis Potosí, México
**lourdeslunardz_2895@outlook.com*

Resumen

Dentro de un sistema humano-robot, se ha observado que la medición de fuerzas o pares es una variable crítica para garantizar la seguridad del usuario y mejorar la interacción de los mismos. Bajo esta premisa, en el presente trabajo se estudian dos modelos de estimación de par articular empleando señales de electromiografía (EMG), los cuales cuentan con una estructura lineal y no lineal (polinomial), respectivamente. Además, se evalúan dos métodos de solución: 1) mínimos cuadrados y 2) estimación secuencial lineal. El estudio involucró actividad de EMG del bíceps y tríceps, así como el par articular correspondiente a la articulación del codo de dos sujetos. La principal contribución de este trabajo es mejorar la precisión y velocidad de procesamiento de un par de esquemas clásicos de estimación de par articular, lo cual se logra mediante una estructura recursiva, y esto trae consigo mejoras en el tiempo de cómputo; donde con un modelo lineal se obtiene la estimación más adecuada con una precisión del 81.77%. Con respecto a los métodos de solución, no se observaron diferencias significativas en las métricas de evaluación, tal que permitieran seleccionar el mejor método, por lo que dependerá de los requerimientos de la aplicación.

Palabras clave: electromiografía, modelo polinomial, modelo recursivo, par articular

1 Introducción

Hoy en día, los sistemas robóticos son muy populares en diferentes tipos de aplicaciones. En las áreas donde dicho sistema entra en contacto con el ser humano, se crea una interfaz humano-robot, las cuales han recibido una mayor atención durante las últimas décadas dado que se requiere un alto nivel de seguridad. En particular, para las extremidades del cuerpo humano, los sistemas robóticos comúnmente empleados son conocidos como exoesqueletos y son ampliamente usados en el ámbito médico, principalmente con fines de rehabilitación [1]. Con el objetivo de crear una interfaz humano-robot que sea capaz de responder apropiadamente a las intenciones del usuario, se han propuesto una gran variedad de modelos que permiten trabajar de manera colaborativa [2].

Idealmente, el exoesqueleto debería responder con precisión a la intención del usuario, sin embargo, esto es un tema que en la actualidad sigue sin resolverse totalmente y que forma parte importante para el control de los mismos. La mayoría de los desarrollos en este campo integran dentro de sus señales de control información acerca de la dinámica del robot, e.g. sensores de inercia y posición angular articular, sobre la interacción humano-robot, e.g. sensores de fuerza, así como información del usuario, e.g. actividad muscular, entre otras.

Analizando las señales de control sobre la interacción humano-robot, se ha observado que la medición de fuerzas o pares (torques) son una variable crítica para garantizar la seguridad del usuario y mejorar la interacción de los mismos [3]. Se han propuesto una gran variedad de métodos, con distintos niveles de complejidad, usados para la estimación del torque o par articular; por ejemplo, en [3] se compararon cinco métodos, los cuales varían desde los casos simples donde utilizan únicamente los pares de los motores, como una consideración parcial de la dinámica del robot, hasta métodos avanzados que consideran la dinámica completa del robot y observadores de perturbaciones no lineales. Dentro de los enfoques novedosos, en [4] combinaron dinámica inversa y la medición de las fuerzas de reacción con el

suelo para hacer una estimación del torque articular, sin embargo, dichas mediciones tienen perturbaciones, por lo que utilizan un observador para calcular dichas alteraciones y con ello obtener mejores estimaciones. Aunque estos nuevos enfoques con observadores brindan buenos resultados, tienen como desventaja que se requiere conocer adecuadamente el modelo del sistema. Sin embargo, se ha percibido que este tipo de metodología, la cual no incluye información del usuario, resulta no ser la más natural e intuitiva para medir las fuerzas o pares aplicados por un ser humano a un robot, dado que usualmente en el caso de los exoesqueletos se suelen utilizar sensores externos en el efector final del robot.

Como una solución alternativa, se ha empleado información de EMG en las señales de control, brindando información directa acerca de la actividad muscular del usuario, lo cual se puede relacionar con la capacidad para generar fuerzas o pares internamente, además de que puede usarse en algoritmos de control especializados multitareas [5]. Se han empleado diversos métodos con la finalidad de estimar, identificar y/o modelar la relación entre las fuerzas/pares generados por las articulaciones y la actividad de EMG en el ser humano [6, 7, 8], donde, por lo general, trabajan con un modelo clásico para relacionar la señal de EMG con el par articular, el cual está constituido por dos etapas: 1) un estimador de la amplitud de EMG y 2) estimador del par articular a partir de la amplitud de EMG. Por lo tanto, el uso de este tipo de esquemas representa una herramienta alternativa que se puede integrar dentro de los lazos de control de interacción de sistemas robóticos, para evitar el uso de sensores de fuerza/par.

Con respecto a la etapa de estimación de la amplitud de EMG, existen diversas variantes a partir de modelos básicos, los cuales se componen de: 1) un filtro pasa-altas para eliminar artefactos de movimiento, 2) un rectificador, y 3) un decimador (filtro pasa-bajas y un submuestreo cercano a las frecuencias de movimiento). Por otra parte, están los modelos avanzados de estimación de amplitud de EMG, en los cuales se obtienen algunas mejoras, como en [8], donde observaron que la inclusión de un filtro de *whitening* mejora la relación señal a ruido y que la combinación de múltiples canales también favorece para una mejor estimación del par articular; sin embargo, el filtro *whitening* requiere de una calibración previa usando contracciones voluntarias máximas (MVC) al 50%.

En relación con la etapa de estimación del par articular haciendo uso de las señales de EMG, existen diversas metodologías, que van desde lo simple como en [9] que estimaron el torque articular a partir de un ajuste polinomial cuadrático no lineal de las señales de EMG, hasta metodologías que emplean algoritmos inteligentes para el control de los exoesqueletos, las cuales se fundamentan en el uso de redes neuronales artificiales (ANN, por sus siglas en inglés), como por ejemplo en [10] que utilizaron como entradas de una ANN características en el dominio del tiempo de las señales de EMG para la estimación del torque articular. Otro tipo de metodología es aquella en la que se utilizan modelos lineales y no lineales con estructuras de filtro con respuesta al impulso finita (FIR, por sus siglas en inglés) como en [8] y [11]. En este contexto, en el presente trabajo se propone estimar el par articular a partir de la amplitud de EMG utilizando también modelos lineales y no-lineales, pero con estructura de filtro con respuesta al impulso infinita (IIR, por sus siglas en inglés), tomando en consideración estimadores de la amplitud de EMG simples, con la finalidad de evaluar las ventajas en velocidad de procesamiento que implica el uso de dichos filtros.

2 Metodología

2.1 Señales

Para el presente trabajo se utilizó una base de datos de Mendeley Data [12], la cual contiene dos tipos de datos: 1) señal de EMG recolectada del bíceps y tríceps, músculos que se consideran tienen una actividad agonista/antagonista en la articulación del codo en los movimientos de flexión/extensión, respectivamente; y 2) la señal de torque correspondiente. Las señales fueron adquiridas durante contracciones isométricas máximas y sub-máximas de la articulación del codo con niveles de contracción en un rango entre 15-70% de una MVC. Las señales fueron registradas a una frecuencia de muestreo de 2048 Hz. Se emplearon dos conjuntos de datos, los cuales corresponden a dos participantes en un rango de edad de 9 a 15 años, un conjunto fue usado para entrenamiento mientras que el otro se utilizó para evaluación. La implementación de los algoritmos para la estimación de la amplitud de EMG y del

torque se hicieron en MATLAB R2018a (The Mathworks Inc., Natick, MA, Estados Unidos).

2.2 Estimación de la amplitud del EMG

Las señales de EMG de cada músculo adquirido fueron pre-procesadas mediante: 1) filtro pasa-altas Butterworth de 4° orden a 10 Hz para suprimir artefactos de movimiento, y 2) filtros de muesca IIR, para suprimir el ruido de línea de 60 Hz y su primer armónico.

Existen diversas variantes para la estimación de la amplitud del EMG, y con el objetivo de implementar en un futuro dicho trabajo en tiempo real, se decidió trabajar con el modelo de estimación simple de media móvil del valor absoluto medio (MAMAV, por sus siglas en inglés), el cual se define como

$$\hat{s}_{MAMAV}[n] = \frac{1}{V} \sum_{k=n-V+1}^n |emg[k]| \quad (1)$$

donde \hat{s} corresponde a la estimación de la amplitud de EMG, emg es la señal de EMG, n denota el tiempo discreto y V el tamaño de la ventana a considerar. Además, es importante mencionar que dicho estimador puede funcionar en tiempo real dado que las etapas son causales y por lo tanto se pueden combinar en una única etapa.

2.3 Estimación del par articular a partir de la amplitud del EMG

Se emplearon dos modelos clásicos para la estimación del par articular no recursivos [8] y [11], el primero con una estructura lineal y el segundo no lineal, dados por

$$T_{est}[n] = \sum_{k=0}^L f_k \hat{s}_F[n-k] - \sum_{k=0}^L e_k \hat{s}_E[n-k] \quad (2)$$

$$T_{est}[n] = \sum_{q=1}^Q f_q \hat{s}_F^q[n] - \sum_{q=1}^Q e_q \hat{s}_E^q[n] \quad (3)$$

donde T_{est} representa el par estimado, n indica el tiempo discreto, L es la memoria máxima a considerar para el modelo lineal, Q representa el orden del modelo no lineal (polinomial), \hat{s}_F y \hat{s}_E denotan las estimaciones de la amplitud de EMG de los músculos flexor y extensor, respectivamente; f_k o f_q y e_k o e_q corresponden al k -ésimo y q -ésimo coeficientes del modelo para la estimación de la amplitud de EMG de los músculos flexor y extensor, respectivamente.

En este trabajo, se propone la recursividad de los modelos definidos en las ecs. (2) y (3), obteniendo las siguientes estructuras

$$T_{est}[n] = \sum_{k=0}^L f_k \hat{s}_F[n-k] - \sum_{k=0}^L e_k \hat{s}_E[n-k] + \sum_{k=0}^L r_k T_{est}[n-k-1] \quad (4)$$

$$T_{est}[n] = \sum_{q=1}^Q f_q \hat{s}_F^q[n] - \sum_{q=1}^Q e_q \hat{s}_E^q[n] + \sum_{q=1}^Q r_q T_{est}^q[n-1] \quad (5)$$

donde r_k o r_q corresponde al k - o q -ésimo coeficiente de la rama recursiva del modelo. Para los distintos modelos, se utilizaron dos conjuntos de datos, uno para entrenar y otro para evaluar; con el conjunto de datos de entrenamiento se calcularon los parámetros de ajuste f_k , f_q , e_k , e_q , r_k y r_q de acuerdo al par articular de referencia, y posteriormente con dichos parámetros se estimó el par articular para el conjunto de prueba de tal forma que se evaluara el desempeño del modelo con nuevos datos.

Para comparar los modelos se emplearon dos métodos de solución:

Mínimos cuadrados. Sólo para los modelos clásicos (2) y (3) se empleó un esquema de mínimos cuadrados aplicado al error de estimación dado por

$$\sum_{n=1}^N error^2[n] = \sum_{n=1}^N (T_{med}[n] - T_{est}[n])^2 \quad (6)$$

donde N es la longitud del conjunto de entrenamiento y T_{med} son las mediciones del par de referencia. El problema puede presentarse en forma matricial mediante $\min \|y - Ax\|^2$. Dentro de esta representación matricial, A se representa como una matriz de $n \times m$ donde $n = N$ y m depende del producto entre la memoria máxima (L) o el orden (Q) y el número de características a emplear, que en este caso son \hat{s}_F y \hat{s}_E , x corresponde a los parámetros de ajuste f_k o f_q y e_k o e_q , y y es el vector formado por T_{med} . Al no ser A una matriz cuadrada, el sistema no posee solución única y por lo tanto debe calcularse la pseudoinversa de A , denotada por A^+ , de manera que

$$x = (A^T A)^{-1} A^T y = A^+ y \quad (7)$$

Estimación secuencial lineal. Pensando en aplicaciones reales, de modo que se reciban mediciones secuencialmente y sea posible determinar nuevas estimaciones de los parámetros [13]. La esencia de un método secuencial para la solución por medio de mínimos cuadrados consiste en arreglar los cálculos para la estimación $\hat{x}[n+1]$, la cual se define como

$$\begin{aligned} \hat{x}[n+1] = & \hat{x}[n] + P[n]B[n+1]^T (W[n+1]^{-1} \\ & + B[n+1]P[n]B[n+1]^T)^{-1} [T_{med}[n+1] - B[n+1]\hat{x}[n]] \end{aligned} \quad (8)$$

donde n indica la medición actual, B tiene la forma de $1 \times m$ donde m se define como el producto entre la memoria máxima (L) o el orden (Q) y el número de características a emplear, las cuales son \hat{s}_F , \hat{s}_E y T_{est} ; W corresponde a una función de peso relativo, la cual depende de la dispersión de las mediciones, $\hat{x}[n]$ representa la estimación óptima, y $P[n]$ es la matriz de covarianza de $\hat{x}[n]$.

El proceso puede iniciarse en cualquier paso mediante información a priori del estado (\hat{x}) y la matriz de covarianza (P), no obstante existe la posibilidad que dicha información no se encuentre disponible, entonces el primer subconjunto de datos puede hacerse suficientemente grande ($n_1 \geq m$) para iniciar con:

$$P[1] = (B[1]^T W[1] B[1])^{-1} \quad (9)$$

$$\hat{x}[1] = P[1] B[1]^T W[1] T_{med}[1] \quad (10)$$

donde $\hat{x}[1]$, $P[1]$, $B[1]$, $W[1]$ y $T_{med}[1]$, tienen dimensiones de $m \times 1$, $m \times m$, $m \times m$, $m \times m$ y $m \times 1$, respectivamente. Después, la matriz de covarianza se obtiene al actualizar $P[n]$ mediante:

$$P[n+1] = P[n] - P[n]B[n+1]^T (W[n+1]^{-1} + B[n+1]P[n]B[n+1]^T)^{-1} B[n+1]P[n] \quad (11)$$

Entonces las ecuaciones (8) y (11) se usan secuencialmente para estimar $\hat{x}[n]$, para $n = m, \dots, N$ [13].

3 Resultados y Discusión

En la Fig. 1 se muestra un ejemplo de la estimación de amplitud de EMG utilizando el modelo simple MAMAV (\hat{s}_{MAMAV}) empleado en el presente proyecto, para ello se utilizó un tamaño de ventana $V = 210$, el cual se obtuvo a partir del menor valor de la raíz del error cuadrático medio normalizado (NRMSE, por sus siglas en inglés) dentro de un rango de longitudes [1 – 400].

En la Tabla 1, se muestran los porcentajes mínimos obtenidos de NRMSE, así como el orden (Q) o iteración (L) mínima correspondiente y su tiempo de ejecución en segundos, dichos resultados se

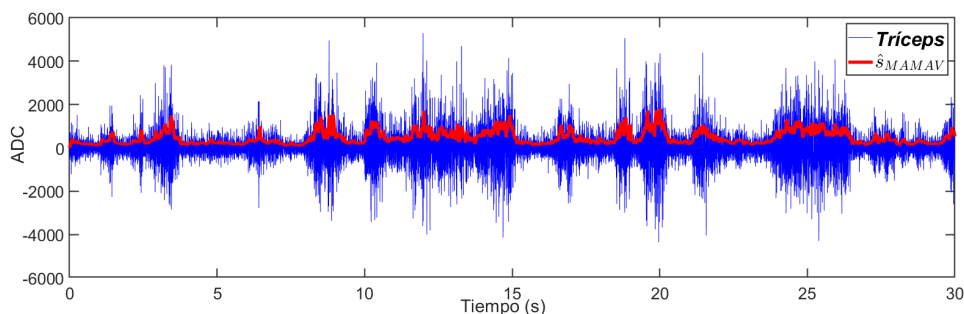


Figura 1: Estimación de la amplitud de EMG empleando el modelo simple MAMAV (\hat{s}_{MAMAV}).

obtuvieron al variar el orden (Q) o la iteración (L) en un rango de 1 a 100 empleando los modelos clásicos de estimación del par articular con y sin recursión, utilizando de los dos métodos de solución mencionados anteriormente. En general, podemos observar que al implementar recursividad en los modelos para estimaciones secuenciales se consigue una mejoría, ya sea en la disminución del orden o iteración, o en un menor % de NRMSE. Sin embargo, en los modelos no lineales se observó como un inconveniente las magnitudes de las señales, dado que se llegaban a presentar singularidades en las matrices, principalmente en la ec. (9), por lo que las estimaciones no se lograban realizar en todos los órdenes.

Tabla 1: NRMSE (%) mínimo obtenido para el conjunto de prueba en la estimación del par articular utilizando modelos clásicos basados en \hat{s}_{MAMAV} con y sin recursividad.

Método de Solución	Modelo	NRMSE (%) mínimo	Iteración(L)/ Orden(Q)	Tiempo de ejecución (s)
Mínimos Cuadrados	Lineal	18.07	33	0.08
Mínimos Cuadrados	No Lineal	20.92	8	0.02
Secuencial Lineal	Lineal	18.21	84	1.96
Secuencial Lineal	Lineal	18.23	33	0.94
	recursivo			
Secuencial Lineal	No Lineal	21.31	7	0.46
Secuencial Lineal	No Lineal	19.63	1	0.21
	recursivo			

Por otra parte, comparando los dos métodos de solución implementados, observamos que los porcentajes de NRMSE en todos los modelos oscilan en un rango de $19,7 \pm 1,7$, además aplicando el método de estimación secuencial en los modelos clásicos observamos que la iteración L y el % NRMSE aumentaron para el modelo lineal y el no lineal, respectivamente. No obstante, al aplicar recursividad notamos que dichos resultados mejoran, quedando en las mismas escalas a los métodos tradicionales. Por otra parte, es importante mencionar que durante las implementaciones, se observó que el método secuencial lineal en el modelo lineal recursivo presenta cierta estabilidad durante su desempeño en los conjuntos de prueba a pesar del desempeño que se haya obtenido durante el entrenamiento, esto se muestra en la Fig. 2 en la gráfica superior, mientras que en el gráfico inferior se muestra la estimación correspondiente al % NRMSE más pequeño.

Además, en la Tabla 1, en los modelos lineales con método de solución secuencial lineal, se aprecia una disminución en la iteración mínima alcanzada aplicando recursividad, aunque el % NRMSE no sea menor, la implementación de recursividad trae consigo ventajas en la velocidad de procesamiento

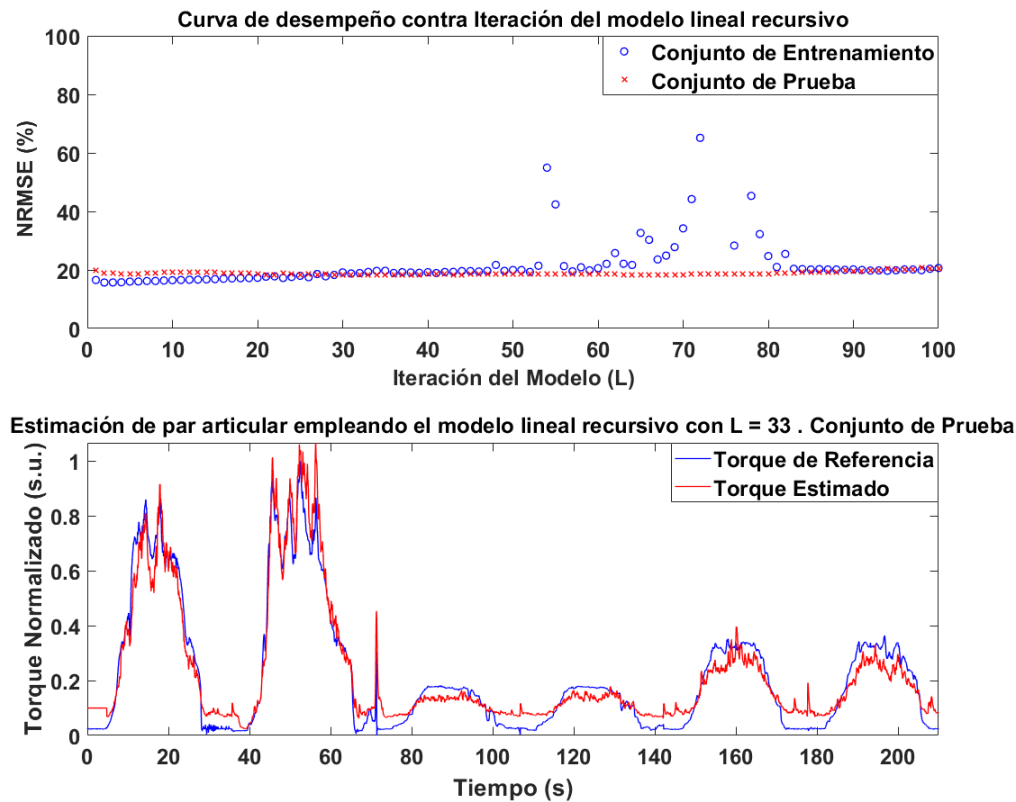


Figura 2: % NRMSE del conjunto de entrenamiento y prueba de la estimación de par articular basado en \hat{s}_{MAMAV} utilizando el modelo lineal recursivo empleando el método de estimación de secuencia lineal (gráfico superior) y su respectiva estimación (gráfico inferior).

como se observa en la tabla. Por otro lado, comparando los modelos sin recursión de ambos métodos de solución, observamos que el tiempo de ejecución es menor si empleamos mínimos cuadrados, no obstante, es importante destacar que dicho método requiere de los datos para poder emplearse, por ende se hace inapropiado para aplicaciones en tiempo real, mientras que el método secuencial lineal si se puede aplicar en tiempo real, lo cual es uno de nuestros objetivos.

Como ejemplo de visualización, a continuación en la Fig. 3 sólo se muestran las estimaciones de par articular empleando el método de solución de estimación secuencial lineal obtenidas durante las etapas de prueba del modelo no lineal con $L = 7$ (color rojo) y del modelo no lineal recursivo $L = 1$ (color verde), y el par articular de referencia (color azul). Nótese que al aplicar recursividad al modelo no lineal, la estimación es menos ruidosa en comparación con la estimación del modelo clásico.

De acuerdo con los resultados obtenidos, para ambos modelos clásicos de estimación del par articular, se observó en cierta medida que al agregar recursividad en dichos modelos, se ve una mejora en la velocidad de procesamiento, sin embargo, como una desventaja observada al implementar recursividad, es que no ayuda significativamente a mejorar la estimación con respecto al % NRMSE. Por el momento, no se han encontrado en la literatura trabajos que reporten los modelos clásicos de estimación del par agregando recursividad, pero se han encontrado trabajos en los cuales se incluye recursividad en diferentes modelos de estimación; por ejemplo en [14] estimaron la activación muscular, la fuerza del

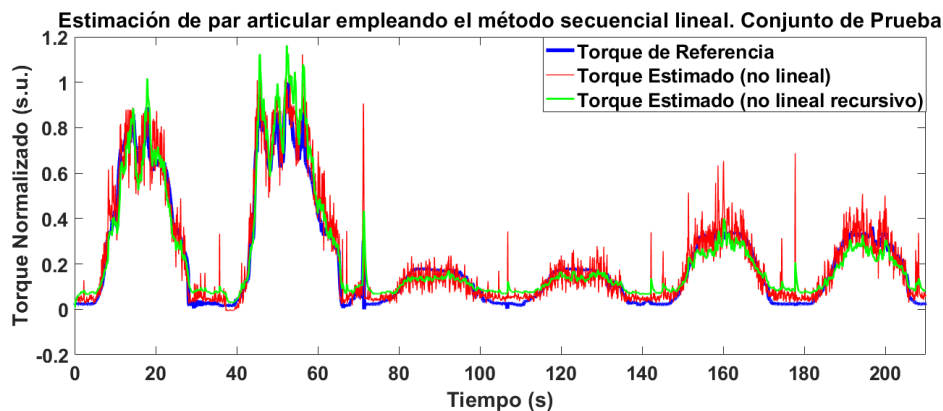


Figura 3: Estimación de par articular basado en \hat{s}_{MAMAV} utilizando el modelo no lineal con $L = 7$ (color rojo) y el modelo no lineal recursivo $L = 1$ (color verde) empleando el método de solución de estimación secuencial lineal.

tendón y la longitud muscular del tríceps sural, para ello utilizan el filtro de Kalman (KF, por sus siglas en inglés), el cual es un observador recursivo para modelos lineales en tiempo discreto, y lo comparan con el filtro de Kalman extendido (eKF, por sus siglas en inglés) para modelos dinámicos no lineales, concluyendo que eKF no parece mejorar significativamente la precisión de la estimación. Además, es importante mencionar, que el método de solución implementado en el presente trabajo de secuencia lineal es el método Kalman [13], el cual se seleccionó dada su implicación en aplicaciones en tiempo real.

4 Conclusiones

En el presente trabajo se utilizó el estimador de amplitud de media móvil del valor absoluto medio para EMG en el análisis de la estimación del par articular empleando modelos con y sin recursión, así como una comparación entre dos métodos de solución. Se encontró que con los modelos recursivos existe una mejora, ya sea en las iteraciones u órdenes, o en el % NRMSE, a diferencia de los modelos clásicos no recursivos. Cuando hay una reducción en las iteraciones u órdenes para la obtención del mejor desempeño en la estimación del par articular, esto trae consigo una disminución del tiempo de cómputo implicado. Con respecto a los dos métodos de solución implementados, al no observarse una diferencia significativa entre las métricas de evaluación, la selección de algún método dependerá de los requerimientos de la aplicación.

Declaración de conflictos de interés

Los autores declaran no tener ningún conflicto de interés para este trabajo.

Agradecimientos

Beca de maestría de L. L. Luna otorgada por CONACYT con número 938111.

Referencias

- [1] W. Hassani, S. Mohammed, H. Rifai y Y. Amirat, "EMG Based Approach for Wearer-centered Control of a Knee Joint Actuated Orthosis," *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pp. 990 - 995, 2013.
- [2] P. K. Artemiadis y K. J. Kyriakopoulos, "Estimating Arm Motion and Force using EMG signals: On the Control of Exoskeletons," *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pp. 279 - 284, 2008.
- [3] M. Saadatzi, D. C. Long y O. Celik, "Comparison of Human Robot Interaction Torque Estimation Methods in a Wrist Rehabilitation Exoskeleton," *Journal of Intelligent & Robotic Systems*, vol. 94, pp. 565 - 581, 2018.
- [4] M. Grün y U. Konigorski, "Observer Based Method for Joint Torque Estimation in Active Orthoses," *International Federation of Automatic Control Proceedings Volumes*, vol. 45, no. 2, pp. 199 - 204, 2012.
- [5] J. B. Ullauri, L. Peternel, B. Ugurlu, Y. Yamada y J. Morimoto, "On the EMG-based Torque Estimation for Humans Coupled with a Force-Controlled Elbow Exoskeleton," *International Conference on Advanced Robotics*, pp. 302 - 307, 2015.
- [6] P. Liu, L. Liu y E. A. Clancy, "Influence of joint angle on EMG-torque model during constant posture, torque-varying contractions," *IEEE Trans. on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, vol. 23, no. 6, pp. 1039 - 1046, 2015.
- [7] P. Liu, L. Liu, F. Martel, D. Rancourt y E. A. Clancy, "Influence of joint angle on EMG-torque model during constant posture, quasi-constant-torque contractions," *Journal of Electromyography and Kinesiology*, vol. 23, pp. 1012 - 1028, 2013.
- [8] E. A. Clancy, O. Bida y D. Rancourt, "Influence of advanced electromyogram (EMG) amplitude processors on EMG-to-torque estimation during constant-posture, force-varying contractions," *Journals of Biomechanics*, vol. 39, no. 14, pp. 2690 - 2698, 2006.
- [9] J. Fu, Y. Xiang, L. Xiong y Y. Xie, "An apparatus for on-line estimation and visualization of joint torque from surface EMG," *International Conference on Biological Information and Biomedical Engineering*, pp. 139 - 142, 2018.
- [10] E. N. Kamavuako, E. J. Scheme y K. B. Englehart, "Wrist torque estimation during simultaneous and continuously changing movements: surface vs. untargeted intramuscular EMG," *Journal of neurophysiology*, vol. 109, no. 11, pp. 2658 - 2665, 2013.
- [11] E. A. Clancy y N. Hogan, "Relating Agonist-Antagonist Electromyograms to Joint Torque During Isometric, Quasi-Isotonic, Nonfatiguing Contractions," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 44, no. 10, pp. 1024 - 1028, 1997.
- [12] L. Wiedemann, S. Ward, E. Lim, N. Wilson, et al., "Data on isometric contractions of the elbow joint in children with and without spastic Cerebral Palsy: HD-EMG and torque," *Mendeley Data*, 2019. Disponible en <https://data.mendeley.com/datasets/599rgxhy6m/1>.
- [13] E. J. González, "Notas del curso "Robótica y Visión por Computadora", " Centro de Investigación y Estudios de Posgrado, Facultad de Ingeniería, UASLP.
- [14] L. L. Menegaldo, "Real-time muscle state estimation from EMG signals during isometric contractions using Kalman filters," *Biological Cybernetics*, vol. 111, pp. 335 - 346, 2017.