

Transdigital[®]

revista científica

Volumen 5

Número 10

Julio - diciembre
2024

ISSN: 2683-328X

*Sociedad de Investigación
sobre Estudios Digitales S. C.*

La revista científica *Transdigital* es una publicación semestral bajo el modelo de publicación continua editada por la Sociedad de Investigación sobre Estudios Digitales S.C. Hasta ahora, la revista ha sido indizada en: Latindex, DOAJ, ERIHPLUS, REDIB, EuroPub, LivRe, AURA, DRJI, BASE, MIAR, Index Copernicus, OpenAire-Explore, Google Scholar, ROAD, Sherpa Romeo, Elektronische Zeitschriftenbibliothek, WorldCat, CiteFactor, Dimensions, Eurasian Scientific Journal Index y IP Indexing.

Dirección oficial: Circuito Altos Juriquilla 1132. C.P. 76230, Querétaro, México. Tel. +52 (442) 301-3238. Página web oficial: www.revista-transdigital.org. Correo electrónico: aescudero@revista-transdigital.org. Editor en jefe: Alejandro Escudero-Nahón (ORCID: 0000-0001-8245-0838). Reserva de Derechos al Uso Exclusivo No. 04-2022-020912091600-102. International Standard Serial Number (ISSN): 2683-328X; ambos otorgados por el Instituto Nacional del Derecho de Autor (México). Responsable de la última actualización: Editor en jefe: Dr. Alejandro Escudero-Nahón.

Todos los artículos en la revista *Transdigital* están licenciados bajo Creative Commons Attribution 4.0 International License (CC BY 4.0). Usted es libre de: Compartir — copiar y redistribuir el material en cualquier medio o formato. Adaptar — remezclar, transformar y construir a partir del material para cualquier propósito, incluso comercialmente. La persona licenciante no puede revocar estas libertades en tanto usted siga los términos de la licencia. Lo anterior, bajo los siguientes términos: Atribución — Usted debe dar crédito de manera adecuada, brindar un enlace a la licencia, e indicar si se han realizado cambios. Puede hacerlo en cualquier forma razonable, pero no de forma tal que sugiera que usted o su uso tienen el apoyo de la licenciante. No hay restricciones adicionales — No puede aplicar términos legales ni medidas tecnológicas que restrinjan legalmente a otras a hacer cualquier uso permitido por la licencia.



Uso de redes neuronales artificiales y señales electromiográficas para el diseño y control de prótesis inteligentes

Use of artificial neural networks and electromyographic signals for the design and control of intelligent prostheses



David Tinoco Varela
Universidad Nacional Autónoma de México, México
ORCID: 0000-0002-1919-7451



Uso de redes neuronales artificiales y señales electromiográficas para el diseño y control de prótesis inteligentes

Use of artificial neural networks and electromyographic signals for the design and control of intelligent prostheses

Resumen

Cada año, muchas personas alrededor del mundo pierden extremidades corporales debido a enfermedades, accidentes u otras circunstancias. Hoy en día, la tecnología permite desarrollar prótesis de poco coste económico y alta eficiencia en su respuesta. Estas nuevas tecnológicas ayudan al momento de diseñar prótesis, pues no se enfocan únicamente en la parte estética, sino en que sean funcionales y emulen los movimientos naturales del miembro perdido. En este artículo se presenta una revisión de las técnicas más utilizadas para generar prótesis, además de centrarse en aquellas que utilizan esquemas de inteligencia artificial, como las redes neuronales y elementos biométricos para su control.

Palabras clave: redes neuronales artificiales, señales electromiográficas, prótesis, inteligencia artificial

Abstract

Every year, many of the world's people lose limbs due to illness, accidents, and other circumstances. Today, technology allows protecting the economic cost and high efficiency in the rescue. These new technologies help when designing prostheses, as they do not focus only on the aesthetic part, but rather on making them functional and emulating the natural movements of the lost limb. This article presents a review of the technical techniques used for general prostheses, in addition to focusing on those that use artificial intelligence schemes, such as neural networks and biometric elements for their control.

Keywords: artificial neural networks, electromyographic signals, prostheses, artificial intelligence

1. Introducción

McDonald et al. (2021) detectaron que en 2017 cerca de 57.7 millones de personas alrededor del mundo sufrieron amputaciones de algún miembro corporal. Esto disminuyó la calidad de vida de ese sector poblacional y de las personas cercanas a ellos, por lo que es fácil darse cuenta de que esta es un área de atención primaria. Asimismo, es de gran valor utilizar la tecnología para generar prótesis que ayuden a estos individuos a mejorar su calidad de vida, en la medida de lo posible. En la actualidad, hay herramientas tecnológicas, tanto en software como en hardware, que pueden ser empleadas para mejorar la calidad de vida de las personas que perdieron algún miembro corporal.

De manera específica, la inteligencia artificial (IA) diseña software y permite que las prótesis respondan de manera natural y ajustadas a las necesidades del usuario. Por otro lado, la impresión 3D permite diseñar, moldear e imprimir modelos a un coste relativamente bajo. Adicionalmente, existen sistemas electrónicos de adquisición y procesamiento de información asequibles tales como tarjetas de desarrollo, microcomputadoras, *System on a Chip* (SoC), *FPGA's*, entre otras. Dentro de la literatura científica hay diversas propuestas computacionales para solucionar esta problemática como el uso de diferentes algoritmos para dirigir los movimientos de la prótesis, y los procesos de manufactura para fabricar los elementos físicos.

El diseño de las prótesis es importante, pues debe cumplir con la funcionalidad y la estética necesaria para que el usuario se sienta cómodo utilizándola. En la antigüedad, las prótesis era un molde con la forma del miembro sin ningún tipo de movimiento y cubrían únicamente la parte estética. Sin embargo, hoy en día se busca que estos dispositivos no solo sean estéticos, sino que sean funcionales. En otras palabras, deben moverse de acuerdo con la solicitud del individuo y reaccionar como un miembro real, emulando la naturalidad de un miembro biológico. Para garantizar la respuesta natural del sistema se utilizan elementos biométricos como movimientos faciales o señales electromiográficas (EMG).

El registro de señales biométricas para controlar un dispositivo tecnológico no es algo que se haya presentado en esta década, pues la *National Aeronautics and Space Administration* (NASA) utilizó el control bioeléctrico en naves de simulación tipo 757 (Jorgensen et al., 2000). Sin embargo, en la actualidad este tipo de técnicas se utiliza a un nivel de usuario común. Es decir, individuos sin un presupuesto millonario pueden diseñar y generar este tipo de dispositivos utilizando herramientas de uso libre o de bajo coste. Existen muchas estructuras computacionales e ingenieriles que pueden ser empleadas al diseñar este tipo de mecanismos. Sin embargo, este texto se enfocó en las técnicas basadas en IA, principalmente Redes Neuronales Artificiales (RNA), y el mejoramiento de estos esquemas para perfeccionar la respuesta de salida de las prótesis.

El objetivo de este trabajo fue dar una breve introducción al diseño de las prótesis inteligentes y las herramientas utilizadas para su desarrollo, herramientas tanto en *hardware* como en *software*. Asimismo, se buscó demostrar que realizar estos dispositivos ya no es una tarea destinada únicamente a grandes empresas con presupuesto millonario, sino que ahora es posible realizarlos de forma económica y en cualquier sector poblacional. Esto permite mejorar la calidad de vida de personas que sufrieron la amputación de algún miembro corporal.

2. Desarrollo del tema

En los últimos años, la IA se convirtió en un concepto extendido y generalizado. Esto permitió que personas no relacionadas al campo de estudio lo conozcan y utilicen comúnmente. La IA puede ser aplicada de muchas formas, desde el reconocimiento de imágenes (Zhang, 2022) hasta el diagnóstico médico (Ghaffar Nia et al., 2023). Sin embargo, una de las aplicaciones más importantes es la capacidad de reconocer patrones dentro de diversos tipos de señales biométricas.

A pesar del uso indiscriminado del concepto IA, la población desconoce las partes técnicas y de funcionamiento de los diferentes algoritmos que conforman este campo de conocimiento. Es necesario entender que la IA se puede definir como el conjunto de algoritmos y herramientas que tratan de imitar los procesos que un cerebro biológico realiza para resolver tareas y ajustarse a su entorno. Obviamente, la complejidad biológica de un ente inteligente es muy grande y, por muy eficiente que sea un algoritmo o conjunto de algoritmos de IA, no puede compararse con las estructuras naturales actualmente.

La IA tiene algoritmos que tratan de imitar procesos mentales como el razonamiento, la adaptación, el pensamiento lógico, el aprendizaje, entre otros. Sin embargo, la emulación del aprendizaje es el proceso central de este escrito, pues el aprendizaje artificial se da por medio del concepto de la RNA. Este se utiliza ampliamente durante el desarrollo de prótesis inteligentes. La RNA es un algoritmo que imita las conexiones de diferentes neuronas y ajustes de los llamados pesos sinápticos, realiza ajustes con los datos de entrada hasta lograr un aprendizaje de la relación entre las entradas y las salidas.

Uno de los aspectos más relevantes del aprendizaje es la cantidad y la calidad de datos que se ingresan, pues estos representan la información que le permite a la red aprender. En otras palabras, para que la RNA diferencie un perro de un gato, por ejemplo, debe entrenar con muchos casos que tengan características de un perro y con muchos otros casos que tengan características de un gato. Si los datos de entrada son buenos, fácilmente los clasificará, pero si los datos de entrada son malos, la RNA tendrá dificultades para caracterizarlos e incluso puede no realizar el procesamiento de los datos.

Por otro lado, una señal biométrica se obtiene del comportamiento natural de un cuerpo biológico. Por ejemplo, las señales EMG son aquellas señales eléctricas que el cuerpo humano genera cuando se realiza un movimiento corporal o contracción muscular. Estas señales, aparentemente aleatorias, presentan firmas de comportamiento que un algoritmo como una RNA puede interpretar y clasificar y, a partir de esta interpretación, generar comandos de control. Las señales EMG se han utilizado para controlar robots e incluso exoesqueletos (Aswath et al., 2014; Kiguchi & Hayashi, 2012).

Algunas prótesis son controladas por medio de señales bioeléctricas, pues buscan suplir un miembro corporal de un individuo entre los que se encuentran manos, miembros superiores (Unanyan & Belov, 2021) y miembros inferiores (Cimolato et al., 2022). El diseño de prótesis inteligentes tiene diversos prototipos que analizan las señales EMG y generan una respuesta a partir de dicho análisis. Para esto, se utilizan algoritmos de lógica

difusa (Precup et al., 2020), algoritmos genéticos (Aviles et al., 2022), bosques aleatorios (Jia et al., 2021), máquinas de vectores de soporte (Akmal et al., 2021) y RNA (Soares et al., 2003).

Diferentes sistemas prostéticos fueron diseñados para utilizar las RNA y crear clasificaciones a partir de señales EMG y su respuesta correspondiente. Para esto se utilizaron diversas arquitecturas de RNA como redes neuronales recurrentes (Toro-Ossaba et al., 2022), redes neuronales convolucionales (Bakircioğlu & Özkurt, 2020), redes *Feedforward* (Calderón-Cordova et al., 2016), perceptrón multicapa (Raheema et al., 2020) e incluso se ha propuesto usar arquitecturas específicas de *deep learning* y RNA para clasificar correctamente las señales (Rahimian et al. 2020). El proceso para controlar una prótesis con IA es:

1. Se coloca un sensor en determinados puntos corporales para poder obtener las señales bioeléctricas. En la actualidad existen diferentes tipos de sensores comerciales que pueden ser adquiridos a bajo precio, o incluso puede ser diseñado con un costo bajo (Gómez-Correa & Cruz-Ortiz, 2022).
2. Las señales obtenidas son tratadas para ajustarlas a los dispositivos de entrada. Estos dispositivos pueden ser tarjetas de desarrollo de aplicación general. Es decir, las señales se filtran, se amplifican, se les agrega un *offset* (de ser necesario) y se ajustan para evitar pérdida de información.
3. Las señales preprocesadas ahora son ingresadas a un sistema de clasificación, tal como una red neuronal artificial que puede estar en el mismo dispositivo, en una computadora o en una nube. Esto dependerá de la arquitectura de funcionamiento de la prótesis.
4. Para que el algoritmo clasifique adecuadamente cada una de las señales EMG que representa un movimiento muscular, es necesario entrenar con muchos casos de cada una de las señales EMG correspondientes a cada uno de los movimientos a diferenciar, permitiendo que con todos esos casos la red neuronal aprenda el comportamiento que deseamos identificar.
5. Cuando la RNA ha sido entrenada adecuadamente el sistema responderá de acuerdo con los impulsos bioeléctricos que un usuario genere, replicando los movimientos que el usuario indicó por medio de la contracción muscular.
6. Para verificar el funcionamiento de la red, es necesario obtener el porcentaje de eficiencia de la red y someter el sistema a casos no controlados.

El proceso anterior es funcional, pero al utilizar la RNA, la prótesis debe aprender a reaccionar a partir de señales *crudas*. Al buscar un mejor procedimiento para clasificar las señales bioeléctricas por medio de una RNA, se tomó la decisión de presentar la señal original y analizar varias características específicas de la misma para determinar las respuestas de la señal. En otras palabras, la señal original se analiza y descompone, enfocándose en tiempo y frecuencia. Gracias a esto se obtienen valores representativos de la señal *cruda*. Con estos elementos se genera un vector de X cantidad de valores. Este vector se integra como entrada a la RNA y con esto se espera que el aprendizaje sea más eficiente.

Varios autores utilizan diferentes características matemáticas para diseñar los movimientos de una prótesis mecánica a partir de señales EMG. Entre las más comunes se encuentran (los siguientes acrónimos han sido definidos por su nombre en inglés): el valor absoluto medio (MAV), varianza (VAR), desviación estándar (SD), cruce por cero (ZC), raíz cuadrática media (RMS), longitud de la forma de onda (WL), la pendiente del valor absoluto medio (MAVS), la frecuencia media (MNF), la frecuencia mediana (MDF), el cambio de signo de pendiente (SSC), raíz cuadrática media (RMS), coeficientes de transformada de wavelet (WPT), coeficientes de regresión automática (AR), amplitud de Wilson (WA), coeficientes de transformada rápida de Fourier (FFT) y coeficientes de la transformada de Fourier de corto tiempo (STFT). Sin embargo, no hay una regla que defina cuáles y cuántas características se deben utilizar para alimentar una RNA.

Ibrahimy et al. (2013) utilizaron RMS, VAR, SD, ZC, SSC, WL y movimiento promedio para caracterizar cuatro movimientos de una mano y lograron una respuesta exitosa del 88.4%. Por otro lado, Abu et al. (2020) utilizaron MAV, mediana, WL y RMS para caracterizar cinco movimientos de la mano logrando el 80% de éxito. En un caso parecido, Ahsan et al. (2011) usaron MAV, RMS, VAR, SD, ZC, SSC, WT con db2 y cuatro niveles para entrenar cuatro movimientos de la mano y alcanzaron el 89.2% de fiabilidad. En estos casos se utilizó la RNA para obtener las características de entrada y replicar los movimientos en el dispositivo físico. En contraste, hay otras propuestas que obtuvieron valores de precisión por encima del 90%. Zhang et al. (2019) utilizaron cinco características y obtuvieron el 98.7% de fiabilidad, y Tinoco et al. (2022) usaron 20 características y obtuvieron el 95.2% de eficiencia.

A pesar de que existen características populares para entrenar la RNA, no hay un conjunto específico que pueda identificarse como el mejor o el más eficiente. Por esta razón, es necesario generar un método para determinar el mejor conjunto de características y generar que la prótesis tenga la mejor respuesta más eficiente posible. Hoy en día, es importante considerar la conexión vía internet de estos dispositivos, pues son elementos controlables a través del Internet de las cosas (IoT) y puede desarrollar beneficios (Nguyen et al., 2021). Tinoco et al. (2022) crearon una prótesis que utilizó nodos IoT, donde el procesamiento de los datos de entrada se realiza en la nube y la respuesta se envía a la prótesis, pero la nube también puede usarse como un gestor de información de entrada y salida para entrenar, ejecutar y controlar la maquinaria gracias a la RNA (Xu et al., 2023).

Al integrar estos elementos, el usuario no solo cubre la necesidad de un miembro corporal, sino también podría ser capaz de controlar otros dispositivos a distancia, por ejemplo, un sistema de seguridad de su hogar. Los nuevos diseños permiten que los usuarios interactúen con un mundo cada vez más conectado. Además, el uso de tarjetas de desarrollo de bajo coste, como *Arduino* o *Raspberry Pi* permiten que los costos sean accesibles para más personas (Triwiyanto et al., 2022). Obviamente, el tipo de tarjeta utilizada dependerá también del tipo de respuesta que se desea tener en el dispositivo. Por ejemplo, la tarjeta *Arduino* no tiene la potencia para hacer grandes cálculos, por lo que sirve como un intermediario entre la señal de entrada y el centro de cálculo que procesa la RNA. Por otro lado, la tarjeta *Raspberry Pi* puede convertirse en un nodo IoT, pues realiza cálculos sin sobrepasar ciertos niveles.

Estos sistemas permiten que los dispositivos adquieran y traten los datos obtenidos del exterior, tengan sistemas de procesamiento y sean capaces de conectarse a internet, todo esto a un bajo costo económico. Adicionalmente, las tarjetas son diseñadas para que sean compatibles con diferentes dispositivos, y al instalarse, su funcionamiento sea el correcto. A pesar de la existencia de los sensores EMG comerciales, es posible diseñar sensores propios y adaptarlos a las tarjetas de desarrollo, como lo realizaron Naim et al. (2020) o Chowdhury y Roy (2020).

La impresión 3D es otro aspecto que se considera al diseñar una prótesis, pues permite que sea estética y funcional con un costo de producción reducido. Esto permite diseñar modelos que se adapten a las necesidades del usuario destino. Autores como Xu et al. (2023), Mohshim et al. (2020) y Vergaray et al. (2021) propusieron diseñar y modelar prótesis con la impresora en 3D. En la actualidad hay modelos que utilizan el diseño 3D de la maquinaria mecánica, el uso de dispositivos embebidos para procesar las señales EMG, el algoritmo de clasificación y la conexión a internet para el desarrollo completo de la prótesis (Avilés-Mendoza et al., 2023).

3. Conclusiones

En la actualidad, las prótesis se basan en el diseño inteligente y el bajo coste económico. Para lograr esto se utilizan diferentes algoritmos e IA para caracterizar las señales bioeléctricas del cuerpo humano. Las RNA son el algoritmo más utilizado de IA para clasificar las señales EMG y obtener una respuesta natural del dispositivo. Sin embargo, el tratamiento de las señales obtenidas también es de vital importancia, pues extrae las características de las señales y entrena a la RNA para aprender y reconocer cada una de las señales eficientemente. Utilizar diferentes características extraídas de una señal ocasiona que existan varios resultados al entrenar y ejecutar la respuesta de la prótesis. Es importante identificar las características más adecuadas para entrenar una red y evitar las características irrelevantes. Identificar estas diferencias representa un tema de estudio sumamente interesante.

Por otro lado, el crecimiento de esquemas como el IoT ocasiona que sea importante que las prótesis tengan la capacidad de conectarse a internet, pues puede dar respuesta en tiempo real de un sistema de este tipo. Esto depende del elemento de procesamiento de datos que se utilice, la potencia de cálculo que este posea y la capacidad del elemento para realizar una conexión a internet de forma eficiente. Algunos de los elementos para procesar datos más utilizados son: microprocesador, microcontrolador, sistema embebido y computadora de tamaño reducido.

Los diseños de las prótesis actuales buscan ser funcionales, pero también ser de fácil acceso a diversos sectores poblacionales. Para lograr esto, las tecnologías emergentes como el modelado e impresión 3D, el uso de sistemas embebidos de bajo costo y de alta potencia, y el uso de paqueterías de programación libres, permiten desarrollar RNA rápidamente. En conjunto, es posible desarrollar prótesis que mejoren la calidad de vida de individuos de todo estrato social y económico.

Como último punto, es importante señalar que, gracias a los avances tecnológicos, cualquier individuo interesado en el tema puede realizar estas prótesis sin la necesidad de grandes laboratorios o un gran financiamiento empresarial. En la literatura especializada existen diferentes métodos para realizar cada uno de los elementos de una prótesis y se pueden replicar replicarse con relativa facilidad. La mayoría de las fuentes de información se enfocan en realizar diseños útiles y económicos por medio de herramientas simples, componentes electrónicos y mecánicos de amplia distribución y paqueterías de software de acceso libre. Por esta razón, los interesados pueden conseguir lo necesario para realizar el dispositivo o replicar cada uno de los bloques que lo componen.

Agradecimiento

Este artículo ha sido escrito con apoyo de los programas PAPIIT IA102323 y Cátedra de investigación CI2410 de la Universidad Nacional Autónoma de México y la Facultad de Estudios Superiores Cuautitlán, respectivamente.

Referencias

- Abu, M. A., Rosleesham, S., Suboh, M. Z., Yid, M. S. M., Kornain, Z., & Jamaluddin, N. F. (2020). Classification of EMG signal for multiple hand gestures based on neural network. *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science*, 17(1), 256-263. <http://doi.org/10.11591/ijeecs.v17.i1.pp256-263>
- Ahsan, M. R., Ibrahimy, M. I., & Khalifa, O. O. (2011). *Electromyography (EMG) signal-based hand gesture recognition using artificial neural network (ANN)* [Sesión de congreso]. 4th international conference on mechatronics (ICOM), Kuala Lumpur, Malaysia. <https://ieeexplore.ieee.org/document/5937135>
- Akmal, M., Qureshi, M. F., Amin, F., Rehman, M. Z. U., & Niazi, I. K. (2021). SVM-based Real-Time Classification of Prosthetic Fingers using Myo Armband-acquired Electromyography Data [Sesión de congreso]. *21st International Conference on Bioinformatics and Bioengineering (BIBE)*, Kragujevac, Serbia. <https://ieeexplore.ieee.org/document/9635461>
- Aswath, S., Tilak, C. K., Suresh, A., & Udupa, G. (2014). Human gesture recognition for real-time control of humanoid robot. *International Journal of Advances in Mechanical & Automobile Engineering*, 1(1), 96-100. http://iieng.org/images/proceedings_pdf/6717E0314213.pdf
- Avilés-Mendoza, K., Gaibor-León, N. G., Asanza, V., Lorente-Leyva, L. L., & Peluffo-Ordóñez, D. H. (2023). A 3D Printed, Bionic Hand Powered by EMG Signals and Controlled by an Online Neural Network. *Biomimetics*, 8(2), 255. <https://doi.org/10.3390/biomimetics8020255>

- Aviles, M., Sánchez-Reyes, L. M., Fuentes-Aguilar, R. Q., Toledo-Pérez, D. C., & Rodríguez-Reséndiz, J. (2022). A novel methodology for classifying EMG movements based on SVM and genetic algorithms. *Micromachines*, 13(12), 2108. <https://doi.org/10.3390/mi13122108>
- Bakircioğlu, K., & Özkurt, N. (2020). Classification of Emg Signals Using Convolution Neural Network. *International Journal of Applied Mathematics Electronics and Computers*, 8(4), 115-119. <https://doi.org/10.18100/ijamec.795227>
- Calderón-Córdova, C., Ramírez, C., Barros, V., Quezada-Sarmiento, P. A., & Barba-Guamán, L. (2016). *EMG signal patterns recognition based on feedforward Artificial Neural Network applied to robotic prosthesis myoelectric control* [Sesión de congreso]. Future Technologies Conference (FTC), San Francisco, United States of America.
- Chowdhury, M. Z. A., & Roy, D. P. (2020). *Circuit Design and Analysis of an Electromyography (EMG) Signal Acquisition System* [Sesión de congreso]. 2nd International Conference on Electrical, Control and Instrumentation Engineering (ICECIE), Kuala Lumpur, Malaysia.
- Cimolato, A., Driessen, J. J., Mattos, L. S., De Momi, E., Laffranchi, M., & De Michieli, L. (2022). EMG-driven control in lower limb prostheses: A topic-based systematic review. *Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation*, 19(1), 43. <https://doi.org/10.1186/s12984-022-01019-1>
- Ghaffar Nia, N., Kaplanoglu, E., & Nasab, A. (2023). Evaluation of artificial intelligence techniques in disease diagnosis and prediction. *Discover Artificial Intelligence*, 3(1), 5.
- Gómez-Correa, M., & Cruz-Ortiz, D. (2022). Low-cost wearable band sensors of surface electromyography for detecting hand movements. *Sensors*, 22(16), 5931. <https://doi.org/10.3390/s22165931>
- Ibrahimy, M. I., Ahsan, R., & Khalifa, O. O. (2013). Design and optimization of Levenberg-Marquardt based neural network classifier for EMG signals to identify hand motions. *Measurement Science Review*, 13(3), 142-151. <https://doi.org/10.2478/msr-2013-0023>
- Jia, R., Yang, L., Li, Y., & Xin, Z. (2021). *Gestures recognition of sEMG signal based on Random Forest* [Conferencia]. IEEE 16th Conference on Industrial Electronics and Applications, Chengdu, China.
- Jorgensen, C., Wheeler, K., Stepniwski, S., & Norvig, P. (2000). Bioelectric control of a 757 class high fidelity aircraft simulation. Página web oficial de NTRS-NASA Technical Reports Server. <https://ntrs.nasa.gov/citations/20010083844>
- Kiguchi, K., & Hayashi, Y. (2012). An EMG-based control for an upper-limb power-assist exoskeleton robot. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics)*, 42(4), 1064-1071.
- Naim, A. M., Wickramasinghe, K., De Silva, A., Perera, M. V., Lalitharatne, T. D., & Kappel, S. L. (2020). *Low-cost active dry-contact surface emg sensor for bionic arms* [Sesión de congreso]. 2020 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics, Toronto, Canada.
- McDonald, C. L., Westcott-McCoy, S., Weaver, M. R., Haagsma, J., & Kartin, D. (2021). Global prevalence of traumatic non-fatal limb amputation. *Prosthetics Orthot Int*, 45(2), 105-114.
-
- Tinoco Varela, D. (2024). Uso de redes neuronales artificiales y señales electromiográficas para el diseño y control de prótesis inteligentes. *Transdigital*, 5(10), e346. <https://doi.org/10.56162/transdigital346>

- Mohshim, S. A., Arshad, A. F., Fadzir, M. F., & Fadzly, M. K. (2020). Development of prosthetic hand using Arduino for handicap person. *AIP Proceedings*, 2291, (1) <https://doi.org/10.1063/5.0023133>
- Nguyen, M., Gia, T. N., & Westerlund, T. (2021). *EMG-based IoT system using hand gestures for remote control applications* [Sesión de congreso]. 2021 IEEE 7th World Forum on Internet of Things (WF-IoT), New Orleans, United States of America.
- Precup, R. E., Teban, T. A., Albu, A., Borlea, A. B., Zamfirache, I. A., & Petriu, E. M. (2020). Evolving fuzzy models for prosthetic hand myoelectric-based control. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 69(7), 4625-4636. <https://ieeexplore.ieee.org/document/9047868>
- Raheema, M. N., Hussain, J., & Al-Khazzar, A. M. (2020). Design of an intelligent controller for myoelectric prostheses based on multilayer perceptron neural network. *IOP Conference Series Materials Science and Engineering*, 671(1), 012064.
- Rahimian, E., Zabihi, S., Atashzar, S. F., Asif, A., & Mohammadi, A. (2020). Surface EMG-Based Hand Gesture Recognition via Hybrid and Dilated Deep Neural Network Architectures for Neurobotic Prostheses. *Journal of Medical Robotics Research*, 5(01n02), 2041001. <https://doi.org/10.1142/S2424905X20410019>
- Soares, A., Andrade, A., Lamounier, E., & Carrijo, R. (2003). The development of a virtual myoelectric prosthesis controlled by an EMG pattern recognition system based on neural networks. *Journal of Intelligent Information Systems*, 21, 127-141. <https://link.springer.com/article/10.1023/A:1024758415877>
- Tinoco-Varela, D., Ferrer-Varela, J. A., Cruz-Morales, R. D., & Padilla-García, E. A. (2022). Design and Implementation of a Prosthesis System Controlled by Electromyographic Signals Means, Characterized with Artificial Neural Networks. *Micromachines*, 13(10), 1681. <https://doi.org/10.3390/mi13101681>
- Toro-Ossaba, A., Jaramillo-Tigreros, J., Tejada, J. C., Peña, A., López-González, A., & Castanho, R. A. (2022). LSTM recurrent neural network for hand gesture recognition using EMG signals. *Applied Sciences*, 12(19), 9700. <https://doi.org/10.3390/app12199700>
- Triwiyanto, T., Caesarendra, W., Purnomo, M. H., Sułowicz, M., Wisana, I. D. G. H., Titisari, D., Lamidi, L., & Rismayani, R. (2022). Embedded machine learning using a multi-thread algorithm on a Raspberry Pi platform to improve prosthetic hand performance. *Micromachines*, 13(2), 191. <https://doi.org/10.3390/mi13020191>
- Unanyan, N. N., & Belov, A. A. (2021). Design of upper limb prosthesis using real-time motion detection method based on EMG signal processing. *Biomedical Signal Processing and Control*, 70, 103062. <https://doi.org/10.1016/j.bspc.2021.103062>
- Vergaray, R. A., Del Aguila, R. F., Avellaneda, G. A., Palomares, R., Cornejo, J., & Cornejo-Aguilar, J. A. (2021). *Mechatronic System Design and Development of iROD: EMG Controlled Bionic Prosthesis for Middle-Third Forearm Amputee* [Sesión de congreso]. IEEE Fifth Ecuador Technical Chapters Meeting (ETCM), Cuenca, Ecuador.
- Xu, Y., Barbosa, P. C., Da Cunha Neto, J. S., Zhang, L., Shanmuganathan, V., de Albuquerque, V. H. C., & Pasupathi, S. (2023). Development of intelligent and integrated technology for pattern recognition in EMG signals for robotic prosthesis command. *Expert Systems*, 40(5), e13109. <https://doi.org/10.1111/exsy.13109>

Zhang, X. (2022). Application of artificial intelligence recognition technology in digital image processing. *Wireless Communications and Mobile Computing*, 2022(3), 1-10. <https://doi.org/10.1155/2022/7442639>

Zhang, Z., Yang, K., Qian, J., & Zhang, L. (2019). Real-time surface EMG pattern recognition for hand gestures based on an artificial neural network. *Sensors*, 19(14), 3170. <https://doi.org/10.3390/s19143170>

Transdigital[®]

revista científica

La revista científica *Transdigital* está indizada en varias bases de datos científicas y evalúa los textos con el sistema de pares de doble ciego. Se admiten Artículos de investigación y Ensayos científicos. Opera con el modelo de *publicación continua*; se reciben textos todo el año. Consulta los costos de publicación y los lineamientos editoriales en la página oficial. Preferentemente, hasta tres autores(as) por texto y máximo 6 mil palabras. Pueden publicarse más autores y otras extensiones con un ajuste al precio.

www.revista-transdigital.org

Transdigital[®]

editorial

La Editorial *Transdigital* publica libros de carácter científico y académico. Se pueden publicar tesis de posgrado, una vez que han sido sometidas al sistema de evaluación de pares de doble ciego. Los libros cuentan con ISBN, DOI y código de barras y también se distribuyen en *Google Books*, *Amazon Kindle*, *Google Play*, *Scribd* y *iBooks* de *Apple*. La editorial es una iniciativa de la Sociedad de Investigación sobre Estudios Digitales y está inscrita en el Registro Nacional de Instituciones y Empresas Científicas y Tecnológicas del Consejo Nacional de Humanidades, Ciencias y Tecnologías con el folio RENIECYT 2400068.

www.editorial-transdigital.org

Transdigital[®]

congreso virtual

El *Congreso Virtual Transdigital* se realiza anualmente de manera totalmente virtual. Las ponencias se publican como capítulo de libro científico con ISBN, DOI y código de barras. Se admiten Artículos de investigación y Ensayos científicos con un máximo de tres autores(as) y 4 mil palabras. Pueden publicarse más autores y otras extensiones con un ajuste al precio. Es una iniciativa de la Sociedad de Investigación sobre Estudios Digitales, inscrita en el Registro Nacional de Instituciones y Empresas Científicas y Tecnológicas del Consejo Nacional de Humanidades, Ciencias y Tecnologías con el folio RENIECYT 2400068.

www.congreso-transdigital.org

