90 IPN ANIVERSARIO

30 ANIVERSARIO UPIITA

Memoria del

1er. COLOQUIO INTERNACIONAL

Saberes integrales en el mundo contemporáneo

24, 25 y 26 de noviembre de 2026



Educación
Secretaría de Educación Pública

Instituto Politécnico Nacional
"La Técnica al Servicio de la Patria"

INNOVAR DESDE LA INTERDISCIPLINA: REFLEXIONES SOBRE CÓMO SE COMBINA LA BIÓNICA, LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL Y EL INGENIO COTIDIANO.

Azul Ariadna Ángeles Rivero, Tania Isidra Marcelino, Melisa Mendoza Santiago, Villanueva Sánchez Casandra

Academia de Biónica

Unidad Profesional Interdisciplinaria en Ingeniería y Tecnologías Avanzadas - Instituto Politécnico Nacional

correo@ejemplo.com

RESUMEN

Este artículo reflexiona sobre el camino interdisciplinario de combinar la biónica, la inteligencia artificial y el ingenio cotidiano para resolver retos de ingeniería complejos. Centrándonos en nuestra experiencia como estudiantes, discutimos el desarrollo de un marco híbrido, neuromórfico y de aprendizaje profundo para la clasificación de señales EEG evocadas por TENS utilizando los canales frontales Fp1 y Fp2. Más allá de centrarnos únicamente en fórmulas teóricas, destacamos el proceso creativo en equipo, los ajustes iterativos realizados durante el aumento de datos y el filtrado, y la resolución de obstáculos técnicos imprevistos. Nuestros resultados demuestran cómo un modelo híbrido, que integra la extracción de características residuales (ResNet1D) y neuronas de disparo Leaky Integrate-and-Fire (LIF), alcanzó una precisión del 87.4% mediante validación cruzada de cinco pliegues. En última instancia, este trabajo ilustra cómo la comunicación constante, la adaptabilidad y la resolución colaborativa de problemas se convierten en herramientas esenciales para tender un puente entre la teoría del aula y las aplicaciones reales.

Palabras clave: Biónica, inteligencia artificial, proceso creativo, interdisciplina, innovación tecnológica.

ABSTRACT

This article reflects on the interdisciplinary approach of combining bionics, artificial intelligence, and everyday ingenuity to solve complex engineering challenges. Drawing on our experience as students, we discuss the development of a hybrid, neuromorphic, deep-learning framework for classifying TENS-evoked EEG signals using the frontal channels Fp1 and Fp2. Beyond focusing solely on theoretical formulas, we highlight the creative team process, the iterative adjustments made during data augmentation and filtering, and the resolution of unforeseen technical obstacles. Our results demonstrate how a hybrid model, integrating residual feature extraction (ResNet1D) and Leaky Integrate-and-Fire (LIF) spiking neurons, achieved an accuracy of 87.4% through five-fold cross-validation. Ultimately, this work illustrates how constant communication, adaptability, and collaborative problem-solving become essential tools for bridging the gap between classroom theory and real-world applications.

Keywords: Bionics, artificial intelligence, creative process, interdisciplinarity, technological innovation.

Introducción

La formación de ingenieros e ingenieras en biónica es presentada en UPIITA de forma multidisciplinaria: primero se imparten asignaturas de tronco común y posteriormente estas asignaturas se dividen y especializan en diferentes áreas, como lo son la electrónica, programación y teoría del control, para finalmente adentrar a los alumnos en un ambiente biónico. Sin embargo, cuando los alumnos se enfrentan a problemas reales en el laboratorio y/o práctica profesional, como lo es el procesamiento de señales biológicas, la realidad exige un cambio de perspectiva, ya que los retos tecnológicos se vuelven más complejos al tener que unificar las diferentes disciplinas por medio de conocimientos y metodologías para generar soluciones más completas con ingenio y adaptabilidad.

Teniendo este contexto, el desarrollo de interfaces cerebro-computadora (BCI) y diferentes sistemas que estén basados en la clasificación de señales biológicas, en este caso, señales electroencefalográficas (EEG) evocadas por estimulación funcional eléctrica transcutánea (TENS) representan un desafío mayor a los que se pueden ver en un salón de clases y es común en la carrera de ingeniería biónica, pues más allá de unificar diferentes disciplinas, uno de los mayores retos es lidiar con factores físicos y ambientales que varían constantemente. Este artículo no sólo presenta la solución técnica implementada, sino que también abarca el proceso creativo y colaborativo que fue crucial para el diseño y resultado final.

Contenido

Retos en la adquisición de señales y la importancia de desarrollar un sistema confiable.

Al llevar la teoría al hardware físico, descubrimos que los circuitos ideales solo existen en la teoría. El primer gran reto fue ajustar los parámetros prácticos del sistema de adquisición para acercar los resultados experimentales al diseño teórico. Por ejemplo, se pudo configurar una razón de rechazo en modo común (CMRR) de 95.79 dB, optimizando la capacidad del circuito para rechazar interferencias externas. A esto se sumó un obstáculo constante: el ruido eléctrico y ambiental, un factor omnipresente al trabajar con señales biológicas de baja amplitud. Por otro lado, hubo fallas inesperadas donde el error no residía en el diseño esquemático sino en el estado físico de los componentes. Al tratarse de un sistema de adquisición de bajo costo, aprendimos por experiencia propia la importancia de revisar y probar cada elemento antes de su implementación en los canales frontales.

Sin embargo, uno de los retos más complejos fue responder a ¿Cómo saber si lo capturado es una señal cerebral real y no solo ruido?, la naturaleza de las señales EEG es estocástica, lo que significa que a simple vista no existe una certeza absoluta de cómo deben lucir. Para resolverlo, se aplicó un filtro Notch digital (entre 58 y 62 Hz) para eliminar la interferencia de la red eléctrica y obtuvimos el espectro de frecuencias mediante la Transformada Rápida de Fourier (FFT), confirmando que la energía se concentraba en los rangos fundamentales de 0 a 30 Hz (delimitados posteriormente con nuestro filtro pasa-bandas de 5 a 30 Hz).

Pero la validación no se detuvo ahí. Desarrollamos un programa para comparar fragmentos de la señal obtenida con los electrodos colocados en la participante frente a registros con los electrodos al aire, obteniendo correlaciones bajas. Para asegurar que el código de validación funcionaba correctamente, se realizaron pruebas cruzadas evaluando señales de control completamente distintas (senoidales, triangulares, de pulsos y lineales), comprobando que el algoritmo respondía con precisión.

Este proceso de prueba y error, respaldado también por la revisión de imágenes y literatura especializada, nos dejó el aprendizaje más valioso del proyecto: para construir un sistema confiable en biónica no basta con aplicar fórmulas, es necesario cuestionar permanentemente las herramientas aplicadas, dudar de los resultados aparentes y diseñar métodos propios para verificar que la tecnología realmente funciona.

Escasez de datos iniciales.

Uno de los principales obstáculos en el aprendizaje profundo aplicado a la biónica, especialmente a la adquisición de señales es la disponibilidad limitada de registros experimentales de EEG. Para construir la base de datos inicial, se llevaron a cabo sesiones de adquisición experimental en las que se obtuvieron señales con la paciente en reposo (sin TENS) y con estimulación (con TENS), efectuadas a diferentes horas del día para recabar la variabilidad fisiológica.

A pesar de estas mediciones continuas, el volumen original de datos resultó insuficiente para entregar redes complejas. Para solucionar esta limitante se desarrolló un programa encargado de generar sintéticamente un conjunto ampliado de señales partiendo de los registros reales. Esta etapa automatizada consistió en un pipeline estocástico de cuatro etapas aplicado estrictamente dentro de los conjuntos de entrenamiento de cada pliegue en la validación cruzada:

1. Filtrado: Aplicación de un filtro de respuesta de impulso infinito (IIR) pasabanda para atenuar artefactos de baja frecuencia y ruido de alta frecuencia, conservando la dinámica cortical de interés.
2. Segmentación Temporal: División de los registros EEG continuos en ventanas temporales estandarizados vinculadas a los eventos de estimulación TENS y periodos de reposo.
3. Implementación de Ruido Browiano: Adición controlada de ruido browiano a las señales segmentadas, permite simular la deriva fisiológica basal y la variabilidad del sujeto registrada en las distintas horas de captura, forzando al modelo a aprender características invariantes al ruido de fondo.
4. Aumento mediante Mixup Estocástico: Combinación lineal sintética entre pares de segmentos reales.

De los modelos tradicionales a la arquitectura híbrida

Una vez que se contó con las señales EEG, llegó el siguiente reto: decidir cómo analizarlas. En un inicio se trabajó con modelos de redes neuronales convencionales, buscando que estas fueran capaces de reconocer los diferentes tipos de registros obtenidos con y sin estimulación TENS. Para ello se implementó una arquitectura ResNet1D, la cual utiliza convoluciones y bloques residuales para identificar los patrones dentro de las señales. Este modelo alcanzó una precisión del 75.5% en el conjunto de prueba.

Posteriormente exploramos las redes neuronales de impulsos (SNN), inspiradas en la forma en que las neuronas biológicas son capaces de transmitir la información mediante impulsos eléctricos. En esta etapa se utilizaron neuronas Leaky Integrate-and-Fire (LIF), con la intención de aprovechar especialmente la información temporal de las señales. Sin embargo, el modelo obtuvo únicamente 64.5% de precisión, lo que puso en duda si el procesamiento basado únicamente en los impulsos era suficiente para reconocer los patrones que se buscaban.

A partir de esta idea, surgió la idea de combinar ambos enfoques en lugar de elegir únicamente uno de los modelos. De este modo, se desarrolló una arquitectura híbrida ResNet 1D-SNN: la primera parte se encargó de extraer las características de las señales mediante bloques residuales, mientras que la segunda incorporó neuronas LIF para realizar el análisis basado en impulsos. Para conectar ambas etapas fue necesario adaptar la representación de las características, reduciendo su dimensión temporal a 25 pasos antes de introducirlas a la parte neuromórfica. Con este modelo híbrido se alcanzó una precisión del 87.4% utilizando una validación cruzada de 5 pliegues.

Más allá del resultado numérico, esta etapa demuestra que innovar no siempre significa desarrollar una solución completamente nueva desde cero. En este caso, consistió en reconocer las ventajas y limitaciones de dos enfoques distintos y buscar la manera de complementarlos. La arquitectura híbrida fue el resultado de la exploración, pero también de los ajustes, pruebas y decisiones que se tuvieron que tomar durante su implementación.

Conclusiones

A lo largo de este proyecto pudimos comprender que la verdadera innovación en biónica no ocurre únicamente en el papel o al aplicar un sin fin de formulas perfectas, sino el tener la capacidad de adaptarse a las incertidumbres que pueden ocurrir dentro del área de trabajo, puesto que generalmente, cuando se comienza a desarrollar una solución se tiene una idea de cómo es que debería de funcionar el proyector, sin embargo, al tener que llevarlo a la práctica es común encontrarse con situaciones que no se habían contemplado y fuerzan a buscar nuevas alternativas para poder llegar a la solución deseada.
En este caso, estos retos se reflejaron desde la adquisición y el procesamiento de las señales EEG hasta la selección e implementación de distintos modelos híbridos de procesamiento neuromórfico y aprendizaje profundo, donde se tuvieron que realizar pruebas e identificar las limitaciones de los primeros enfoques para poder modificar las estrategias para encontrar una solución que se ajustara más a las necesidades del proyecto.

Finalmente, las autoras concluyeron que la interdisciplinariedad va más allá de reunir conocimientos en las distintas áreas, sino también implica aprender a relacionarlos, el compartir ideas y aprovechar las habilidades de cada integrante para resolver problemas que difícilmente podrían abordarse desde una sola perspectiva. En este sentido debemos entender que la comunicación, la colaboración y la disposición para experimentar fueron esenciales durante el desarrollo del proyecto.

Referencia del artículo

Eshraghian, J. K., Ward, M., Neftci, E. O., Wang, X., Lenz, G., Dwivedi, G., Bennamoun, M., Jeong, D. S., & Lu, W. D. (2023). Training spiking neural networks using lessons from deep learning. Proceedings of the IEEE, 111(9), 1016–1054. https://doi.org/10.1109/JPROC.2023.3308088

Gerstner, W., Kistler, W. M., Naud, R., & Paninski, L. (2014). Neuronal dynamics: From single neurons to networks and models of cognition. Cambridge University Press. https://doi.org/10.1017/CBO9781107447615

He, K., Zhang, X., Ren, S., & Sun, J. (2016). Deep residual learning for image recognition. In Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (pp. 770–778). https://doi.org/10.1109/CVPR.2016.90

Neftci, E. O., Mostafa, H., & Zenke, F. (2019). Surrogate gradient learning in spiking neural networks: Bringing the power of gradient-based optimization to spiking neural networks. IEEE Signal Processing Magazine, 36(6), 51–63. https://doi.org/10.1109/MSP.2019.2931595

Sanei, S., & Chambers, J. A. (2007). EEG signal processing. John Wiley & Sons. https://doi.org/10.1002/9780470511923