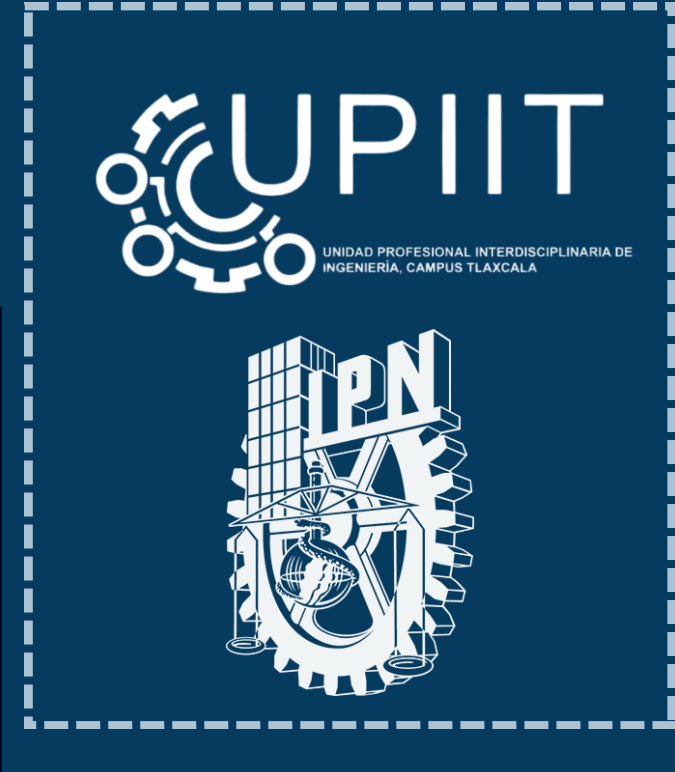


Sistema inteligente de interacción con el entorno

para personas con dificultades motrices



Resumen

Este proyecto plantea el diseño y desarrollo de un sistema avanzado de control inteligente para personas con discapacidades motrices. La solución propuesta combina el análisis de señales electromiográficas (EMG), utilizando un modelo de red neuronal para la clasificación de dichas señales, con un sistema de detección de objetos en tiempo real basado en la arquitectura YOLO (You Only Look Once). Esta integración busca mejorar significativamente la capacidad de interacción del usuario con su entorno, proporcionando una herramienta más eficiente y adaptada a sus necesidades.

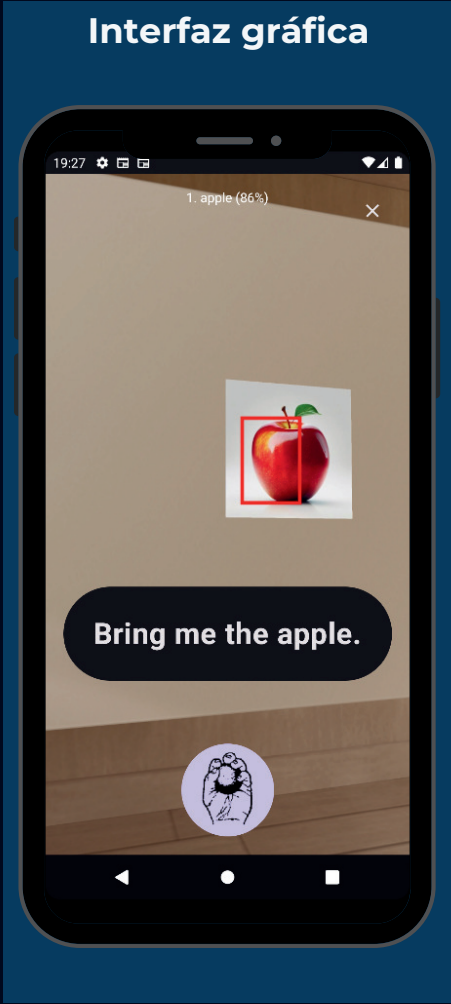
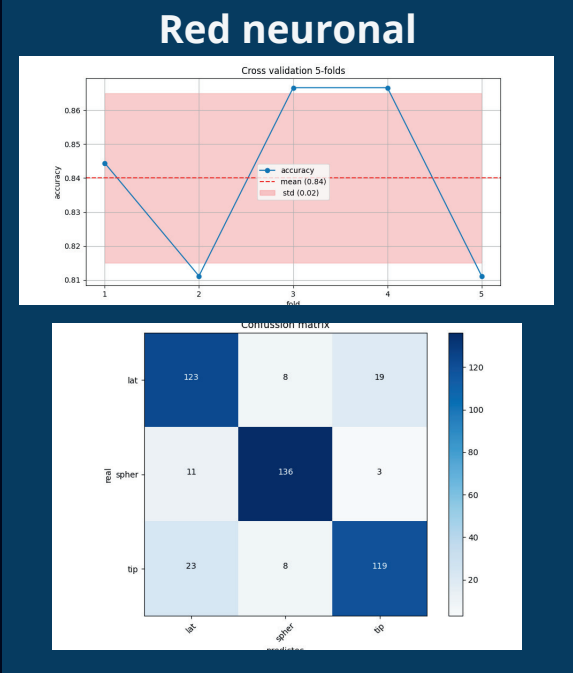
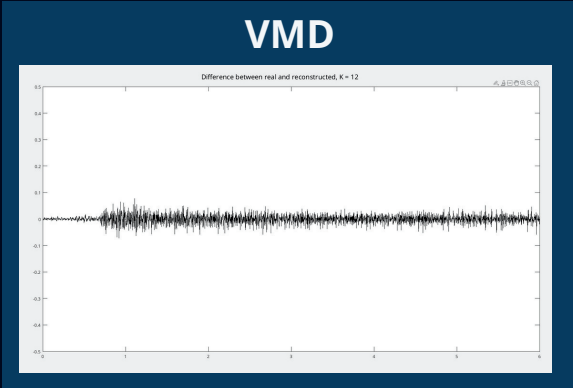
Introducción

Según estadísticas oficiales mexicanas [5], en 2020 se registraron 1,168,098 personas con discapacidades para realizar actividades básicas como bañarse, vestirse o comer; 945,162 personas con dificultades para hablar o comunicarse; y 2,939,986 personas con limitaciones para caminar, subir o bajar escaleras. Además, [1] indica que únicamente el 0.002% de las intervenciones quirúrgicas relacionadas con problemas de movilidad están enfocadas en la funcionalidad motriz de las manos. Ante esta realidad, surge la necesidad de desarrollar tecnologías accesibles y eficaces que permitan a las personas con discapacidades superar barreras comunes en su vida diaria. Este proyecto propone la creación de un sistema basado en el movimiento de las manos, empleando señales electromiográficas de superficie (sEMG) para la clasificación de patrones de movimiento mediante un modelo de red neuronal. Asimismo, el sistema incorpora la tecnología de detección en tiempo real YOLO para controlar soluciones adaptadas a diferentes situaciones específicas.

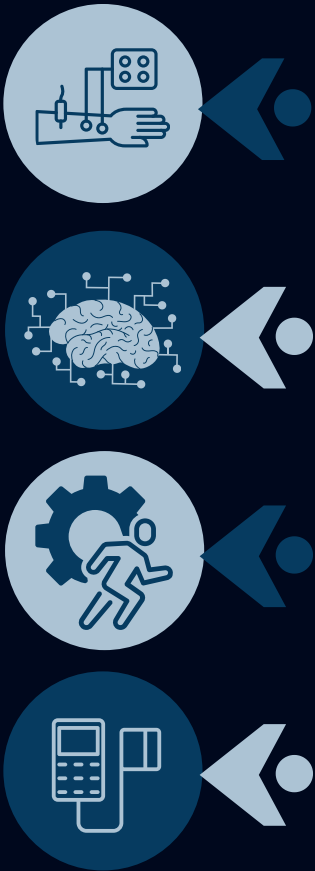
Datasets

- El conjunto de datos [2] incluye datos de 5 individuos saludables (2 hombres y 3 mujeres, de 20 a 22 años), quienes realizaron 6 tipos de agarres: esférico, de punta, palmar, lateral, cilíndrico y de gancho. La señal EMG fue procesada con un muestreo de 500 Hz, un filtro Butterworth (15-500 Hz) y un filtro notch a 50 Hz para eliminar interferencias. En este proyecto específico usamos 3 de los 6 tipos de movimientos, los cuales son: esférico, de punta y lateral.
- El conjunto de datos [6] se distingue por la amplia diversidad de objetos etiquetados con información detallada, contiene 80 clases etiquetadas con información detallada. Para el desarrollo del proyecto se optó por generalizar en 4 clases debido al enfoque que le dimos a la problemática que deseamos solucionar adaptándolo al mismo tiempo al funcionamiento de la aplicación.

Resultados



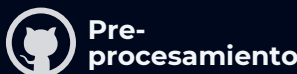
Metodología



- Obtención de vectores característicos**
Las señales iniciales son descompuestas en 12 sub-señales VMF [3][7], se calcula PE [4] para cada una de las señales, los valores PE por cada sensor son adjuntados
- Clasificación de movimientos con red MLP**
Entrenamos el modelo con los vectores característicos (de 24 elementos por instancia) generados en la etapa anterior, con una disposición 80-20 para datos de entrenamiento y de validación
- Delimitación de funcionalidades con YOLO**
La detección del objeto delimitará las funcionalidades del sistema para ese momento en específico
- Interacción clasificación-detección**
Si el objeto X es detectado se generarán un conjunto de funcionalidades 3 correspondientes a las 3 diferentes clasificaciones posibles del movimiento

Conclusiones

Los resultados obtenidos en este proyecto cumplen con los objetivos planteados inicialmente, demostrando que los modelos desarrollados presentan un desempeño robusto y eficiente. Estos resultados no solo validan la viabilidad técnica de la propuesta, sino que también respaldan su aplicabilidad en escenarios del mundo real.



Referencias

[1] Campanella, D., Piazzolla, G., Peruzzi, P., Piazzolla, A., and Giorgino, M., "COVID-19 and Orthopedic Surgery: The Impact on Clinical Practice and Strategies for a Safer Healthcare," Journal of Clinical Medicine, vol. 10, no. 2, p. 276, Jan. 2021. [Online]. Available: <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC7815228/>. [Accessed: Nov. 28, 2024].

[2] Christos Sapsanis, A. T., "sEMG for Basic Hand Movements." UCI Machine Learning Repository, 2013. doi: 10.24432/C5TK53.

[3] Dragomiretskiy, K., and Zosso, D., "Variational Mode Decomposition," IEEE Trans. Signal Process., vol. 62, pp. 531-544, 2014. [Online]. Available: http://dx.doi.org/10.1007/978-3-319-14612-6_15.

[4] Henry, M., and Judge, G., "Permutation Entropy and Information Recovery in Nonlinear Dynamic Economic Time Series," Econometrics, vol. 7, no. 1, p. 10, Mar. 12, 2019. doi: 10.3390/econometrics7010010.

[5] Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI), "Tabulados interactivos - Discapacidad," [Online]. Available: https://www.inegi.org.mx/app/tabulados/interactivos/?pxg=Discapacidad_Discapacidad_02_2c11b6a-6152-40ce-bd39-6fab2c4908e3&idrt=151&opc=t. [Accessed: Nov. 28, 2024].

[6] Lin, T.-Y., Maire, M., Belongie, S., Bourdev, L., Girshick, R., Hays, J., Perona, P., Ramanan, D., Dollár, P., and Zitnick, C. L., "Microsoft COCO: Common Objects in Context," in European Conference on Computer Vision (ECCV), Zurich, Switzerland, 2014, pp. 740-755. [Online]. Available: <https://cocodataset.org/#download>.

[7] Xiao, F., Yang, D., Lv, Z., Guo, X., Liu, Z., and Wang, Y., "Classification of hand movements using variational mode decomposition and composite permutation entropy index with surface electromyogram signals," Future Generation Computer Systems, vol. 110, Elsevier BV, pp. 1023-1036, Sep. 2020. doi: 10.1016/j.future.2019.11.025.