

# **Clasificación de señales de acelerometría para distinguir la presencia de Enfermedad de Parkinson y temblor esencial.**

Proyecto de Tesis de Maestría  
Posgrado en Ingeniería Electrónica

Asesores:  
Dra. Guadalupe Dorantes Méndez  
Dr. Aldo R. Mejía Rodríguez

## **Motivación**

La enfermedad de Parkinson (EP) es una condición neurodegenerativa causada por la pérdida de las células dopaminérgicas en la sustancia negra, cuya función es la producción de neurotransmisores encargados de que el movimiento del cuerpo se realice de manera correcta. La EP es el segundo desorden neurodegenerativo más común después del Alzheimer, puede afectar a cualquier individuo pero la prevalencia aumenta con la edad. Según estadísticas, 5.2 millones de personas alrededor del mundo padecen de la EP y se espera que este número de pacientes sea el doble para 2030 debido al envejecimiento poblacional [1]. La EP trae consigo síntomas motores como la bradicinesia (lentitud para realizar movimientos), rigidez muscular, temblor e inestabilidad postural, y síntomas no motores como desórdenes del sueño, disfunción del sistema nervioso autónomo, alteraciones sensoriales y problemas psiquiátricos [2].

El temblor parkinsoniano (TP) es uno de los primeros síntomas motores evaluados en los estudios clínicos de la EP, se ha descrito principalmente por ser un temblor postural y de reposo y se caracteriza por ser unilateral, aumentar en situaciones de estrés y disminuir durante los movimientos voluntarios, así como ser un temblor con oscilaciones en el rango de frecuencias entre 3 y 7 Hz [3].

Otro tipo común de temblor es el temblor esencial (TE), que se caracteriza por ser simétrico, postural y cinético. El TE afecta comúnmente a los miembros superiores y no es exclusivo de la EP, de hecho es el trastorno de movimiento más común en los adultos y se caracteriza por tener un rango de frecuencias entre 4 y 12 Hz [4].

El mecanismo que genera el desarrollo de la EP continúa siendo desconocido, por esta razón no existe un método de diagnóstico objetivo para esta enfermedad. En la actualidad, los médicos dependen principalmente de su experiencia y debido al parecido existente entre el TP y el TE suele haber un mal diagnóstico en el 20-30 % de los casos, sobre todo en etapas tempranas de la enfermedad [5]. A pesar de que las decisiones de los médicos siguen siendo los factores más importantes en la valoración de la EP, el empleo de sistemas de clasificación automatizada tiene el potencial de ser una buena herramienta de apoyo para los expertos clínicos, ayudando a incrementar la sensibilidad, especificidad y eficiencia diagnóstica, así como también, haciendo el tiempo de diagnóstico más eficiente. Esto se puede lograr debido a que los métodos de

aprendizaje máquina permiten obtener información que en ocasiones no puede ser percibida por los humanos. De esta forma el uso de sistemas de clasificación puede servir como herramienta de apoyo en la detección temprana de la EP o en el diagnóstico y evaluación de la severidad de la EP cuando el análisis de las alteraciones motoras se convierte en una tarea desafiante para el experto clínico.

Los trabajos que se presentan en la literatura tienen como objetivo clasificar entre sujetos con EP y sujetos control, y en algunos casos realizar una clasificación de la severidad de la EP [6]. Los sistemas de clasificación desarrollados utilizan una gran variedad de técnicas de aprendizaje de máquina y aprendizaje profundo, en las cuales se emplea la información proveniente de registros de voz [7], registros de movimiento [8], imágenes funcionales de la actividad cerebral [9] y, en una cantidad muy limitada, registros cardiovasculares. Entre las técnicas de aprendizaje que se han utilizado para clasificar estos datos se encuentra el empleo de redes neuronales convolucionales (CNNs, por sus siglas en inglés) [10], máquinas de soporte vectorial (SVMs, por sus siglas en inglés) [11] y el método de k-vecinos más cercanos (KNNs, por sus siglas en inglés) [11].

Nuestro grupo de trabajo ha realizado esfuerzos para desarrollar sistemas de hardware y software para la caracterización del temblor parkinsoniano mediante acelerometría triaxial [12-14], en donde los resultados obtenidos muestran la utilidad potencial de la caracterización del temblor presente en extremidades superiores como una herramienta de apoyo para el diagnóstico clínico de la enfermedad.

### **Objetivo**

Realizar procesos de clasificación entre señales de acelerometría de pacientes con enfermedad de Parkinson, pacientes con temblor esencial y participantes sanos.

### **Metodología**

Actualmente se cuenta con datos de esfuerzos previos [12] que provienen de un protocolo para la evaluación simultánea de las extremidades, el cual estuvo conformada por 10 sujetos jóvenes, 10 sujetos adultos y 10 pacientes diagnosticados con EP. El diseño del protocolo fue realizado en colaboración con neurologos del hospital central Dr. Ignacio Morones Prieto de San Luis Potosí.

El protocolo se divide en 8 etapas: 1: Reposo como etapa de control, 2: Estrés, donde se le pedirá al participante que responda en voz alta una serie de operaciones matemáticas sencillas, 3: Brazo extendido activo, 4: Dedo en la nariz activo, donde se le pedirá al sujeto que toque su nariz con el dedo y posteriormente extienda el brazo a una frecuencia específica, 5: Ejercicio índice activo: donde se le pedirá al sujeto que toque su dedo pulgar con el índice a una frecuencia específica, 6: Brazo extendido no activo, donde el brazo opuesto al que realiza la maniobra del brazo activo extendido se mantendrá en posición de reposo, 7: Dedo en la nariz no activo, donde el brazo opuesto al que realiza la maniobra del dedo en la nariz activo se mantendrá en posición de reposo y 8: Ejercicio índice no activo, donde el brazo opuesto al que realiza la maniobra del ejercicio índice activo se mantendrá en posición de reposo.

Sin embargo, se planea adquirir más señales de acelerometría de todas las poblaciones con el dispositivo diseñado en [14], para tener entre 20 y 30 registros por población, con la finalidad de obtener una mejor generalización en los procesos de clasificación.

Para los procesos de clasificación se considera explorar técnicas de aprendizaje profundo como redes neuronales convolucionales (CNN), ya que realizan tareas de clasificación complejas utilizando una operación de convolución en al menos una de sus capas. En la terminología de CNNs, el primer argumento de la convolución se refiere generalmente a los datos de entrada y el segundo argumento corresponde al kernel (filtro). El tamaño del filtro regularmente es menor que el tamaño de los datos de entrada y la salida de dicha operación usualmente se conoce como mapa de características [15]. Las CNNs están formadas por una etapa de extracción de características de los datos de entrada y otra etapa que se encarga de clasificar a partir de las características obtenidas, como se muestra en la figura 1. Sus capas están organizadas como una jerarquía, es decir, las primeras capas detectan formas simples como líneas y curvas, mientras que las capas siguientes se van especializando hasta detectar formas más complejas.

Se plantea explorar CNNs con las series de tiempo como entradas y explorar redes neuronales recurrentes (RNNs), que son una familia de redes neuronales especializadas en procesar secuencias de valores [15]. Este tipo de redes inspiradas en la conexión cíclica de las neuronas en el cerebro utilizan ciclos iterativos para almacenar información. Además, son flexibles en el uso de la información de contexto, es decir, pueden aprender que información almacenar y cual eliminar [15]. Adicionalmente, se pretende utilizar las series de tiempo para generar representaciones en 2D, de forma que la entrada a la CNN sea una imagen, usando representaciones tiempo-frecuencia como el espectrograma o el escalograma, y de esta forma poder utilizar la técnica de transferencia de aprendizaje, donde lo que ha sido aprendido en un conjunto de datos es aprovechado para mejorar la generalización en otro conjunto de datos. Si existe una cantidad suficiente de datos en el primer conjunto, entonces, es posible aprender patrones que son útiles para generalizar en el segundo conjunto utilizando una menor cantidad de muestras [15].

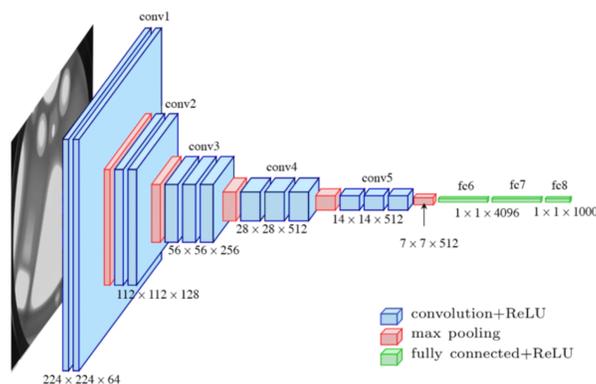


Figura 1. Arquitectura de una red neuronal convolucional (CNN).

## **Calendario de Actividades**

Actividad	2022					2023						
	Jul				Dic	Ene						Ago
Investigación bibliográfica												
Optativa I, II												
Adquisición de señales												
Explorar CNNs con series de tiempo												
Clasificación entre poblaciones												
Explorar CNNs con representaciones 2D												
Clasificación entre poblaciones												
Escritura de un artículo de congreso												
Escritura de tesis												
Presentación de los exámenes previo y final de grado												

## **Materias por Cursar**

En el semestre Agosto-Diciembre/2022 se deben cursar dos de las siguientes materias:

1. Reconocimiento de Patrones.
2. Optimización.
3. Tópicos Selectos de Ingeniería Electrónica.

## **Bibliografía**

- [1] Jankovic, J. (2008). Parkinson's disease: clinical features and diagnosis. *Journal of neurology, neurosurgery & psychiatry*, 79(4), 368-376.
- [2] Maetzler, W., Liepelt, I., & Berg, D. (2009). Progression of Parkinson's disease in the clinical phase: potential markers. *The Lancet Neurology*, 8(12), 1158-1171.
- [3] Helmich, R. C., Hallett, M., Deuschl, G., Toni, I., & Bloem, B. R. (2012). Cerebral causes and consequences of parkinsonian resting tremor: a tale of two circuits?. *Brain*, 135(11), 3206-3226.
- [4] Thanvi, B., Lo, N., & Robinson, T. (2006). Essential tremor—the most common movement disorder in older people. *Age and ageing*, 35(4), 344-349.
- [5] Ghassemi, N. H., Marxreiter, F., Pasluosta, C. F., Kugler, P., Schlachetzki, J., Schramm, A., ... & Klucken, J. (2016, August). Combined accelerometer and EMG analysis to differentiate essential tremor from Parkinson's disease. In 2016 38th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC) (pp. 672-675). IEEE.
- [6] Oung, Q. W., Muthusamy, H., Basah, S. N., Lee, H., & Vijejan, V. (2018). Empirical wavelet transform based features for classification of Parkinson's disease severity. *Journal of medical systems*, 42(2), 1-17.
- [7] Thapa, S., Adhikari, S., Ghimire, A., & Aditya, A. (2020, December). Feature selection based twin-support vector machine for the diagnosis of Parkinson's disease. In 2020 IEEE 8th R10 humanitarian technology conference (R10-HTC) (pp. 1-6). IEEE.

- [8] Taleb, C., Khachab, M., Mokbel, C., & Likforman-Sulem, L. (2017, April). Feature selection for an improved Parkinson's disease identification based on handwriting. In 2017 1st International Workshop on Arabic Script Analysis and Recognition (ASAR) (pp. 52-56). IEEE.
- [9] Prashanth, R., Roy, S. D., Mandal, P. K., & Ghosh, S. (2014). Automatic classification and prediction models for early Parkinson's disease diagnosis from SPECT imaging. *Expert Systems with Applications*, 41(7), 3333-3342.
- [10] Kim, H. B., Lee, W. W., Kim, A., Lee, H. J., Park, H. Y., Jeon, H. S., ... & Park, K. S. (2018). Wrist sensor-based tremor severity quantification in Parkinson's disease using convolutional neural network. *Computers in biology and medicine*, 95, 140-146.
- [11] Drotár, P., Mekyska, J., Rektorová, I., Masarová, L., Smékal, Z., & Faundez-Zanuy, M. (2016). Evaluation of handwriting kinematics and pressure for differential diagnosis of Parkinson's disease. *Artificial intelligence in Medicine*, 67, 39-46.
- [12] Gómez-Castro, E., Mejía-Rodríguez, A. R., Dorantes-Méndez, G., & Rodríguez-Leyva, I. (2017, September). Sistema de Adquisición y Caracterización de Temblor de la Enfermedad de Parkinson en Extremidades Superiores Mediante Acelerometría. In *Memorias del Congreso Nacional de Ingeniería Biomédica* (Vol. 4, No. 1, pp. 437-440).
- [13] Bravo, I. G., Sánchez, P. S., Méndez, G. D., & Rodríguez, A. M. (2017, September). Evaluación del movimiento a través de acelerometría en pacientes con enfermedad de parkinson. In *Memorias del Congreso Nacional de Ingeniería Biomédica* (Vol. 4, No. 1, pp. 138-141).
- [14] Carmona-Almazán, A., Dorantes-Méndez, G., Rodríguez-Arellano, J. F., & Mejía-Rodríguez, A. R. (2021, November). Triaxial Accelerometry Wireless System for Characterization of Parkinsonian Tremor. In 2021 43rd Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine & Biology Society (EMBC) (pp. 7320-7323). IEEE.
- [15] Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). *Deep learning*. MIT press.