

# Entrega 1: Evaluación de la Enfermedad de Parkinson Mediante Datos de Escritura a Mano

## Fundamentos de Deep Learning

Jeferson Gallo

jeferson.gallo@udea.edu.co

Estudiante de Maestría en Ingeniería de Telecomunicaciones  
Facultad de Ingeniería, Universidad de Antioquia



**UNIVERSIDAD  
DE ANTIOQUIA**

1 8 0 3

5 de abril de 2024

## Contexto

La enfermedad de Parkinson (EP) es una enfermedad neurodegenerativa que afecta el sistema nervioso central mediante la pérdida progresiva de neuronas dopaminérgicas [2]. La dopamina es un neurotransmisor encargado del funcionamiento de las vías neuronales asociadas con la motivación, el estado de ánimo y el control motor [4]. Por esta razón, la EP puede causar síntomas motores como la bradicinesia (lentitud en los movimientos voluntarios), la rigidez muscular y los temblores en reposo. Estos síntomas afectan significativamente diferentes actividades de los pacientes como lo es la escritura a mano, ya que los procesos de escritura necesitan una alta coordinación de los músculos y tendones que conectan el antebrazo la muñeca y los dedos. Adicionalmente, las principales anomalías que se evidencia en la escritura son la micrografía (reducción anormal en el tamaño de la escritura) y la disgrafía (déficits en la producción grafomotora debido a una combinación de varios signos cardinales de la enfermedad de Parkinson) [3].

## Objetivo de Machine Learning

En este proyecto se abordará una clasificación bi-clase entre pacientes con la enfermedad de Parkinson versus personas sanas mediante señales de escritura a mano. Para el desarrollo del proyecto se cuentan con señales dinámicas que fueron recolectadas mediante una tablet, y constan de series temporales que miden diferentes señales durante el proceso de escritura de los participantes. Además, mediante las señales dinámicas se pueden reconstruir los trazos y realizar un análisis de las imágenes estáticas. Teniendo en cuenta lo anterior, se pueden implementar arquitecturas que procesen secuencia de datos como las RNN para el análisis de las series de tiempo o también modelos de CNN para analizar las imágenes de los trazos generadas por los participantes.

## Datos

Los datos fueron recopilados utilizando una tableta Wacom Cintiq 13 HD con retroalimentación visual para los participantes y con una frecuencia de muestreo de 180 Hz. Esta tableta proporciona seis señales diferentes provenientes del proceso de escritura: la posición  $x$ , la posición  $y$ , la distancia desde la superficie hasta el lápiz (la posición  $z$ ), la presión del lápiz, el ángulo azimut y la inclinación del lápiz (la altitud). El conjunto de datos contiene un total de 110 participantes, de los cuales 55 son personas sanas y los otros 55 son pacientes que padecen la EP. Adicionalmente, los pacientes con EP fueron evaluados por un neurólogo según la escala MDS-UPDRS-III [1]. Por otro lado, se cuenta con un total de 17 tareas realizadas por los participantes en la que se encuentran algunas tareas de dibujo, tareas de escritura y tareas complejas. Un ejemplo de las tareas se encuentra en la Figura 1.

## Métricas de desempeño

En este proyecto se utilizarán algunas métricas como la matriz de confusión, como también algunas métricas que se desprenden de esta y la curva ROC.

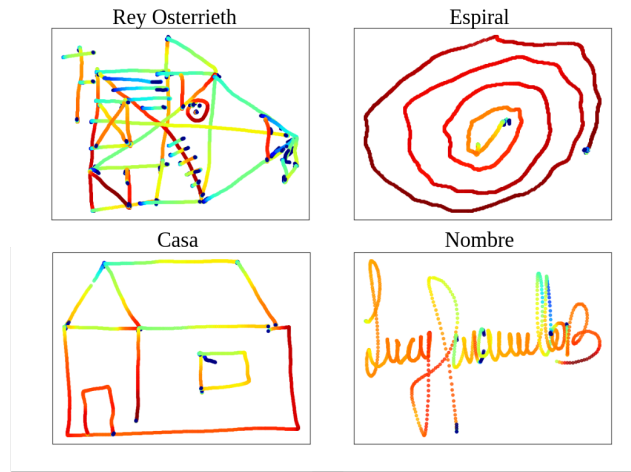


Figura 1: Imágenes de la base de datos.

### Matriz de confusión

Es una matriz cuadrada donde el número de filas y columnas depende de la cantidad de clases diferentes que tenga el problema. Esta matriz organiza las predicciones correctas e incorrectas evidenciando el rendimiento del sistema para la predicción de cada clase. En problemas de clasificación bi-clase, la matriz de confusión es  $2 \times 2$  donde en cada celda se pueden definir los siguientes términos:

- *Verdaderos positivos (TP, true positive)*: es la cantidad de datos de la clase positiva que el sistema clasificó correctamente.
- *Falsos positivos (FP, false positive)*: son la cantidad de datos de la clase positiva que el sistema clasificó erróneamente como pertenecientes a la clase negativa.
- *Verdaderos negativos (TN, true negative)*: es el número de datos de la clase negativa clasificados correctamente por el sistema.
- *Falsos negativos (FN, false negative)*: es el número de datos de la clase negativa que el sistema clasificó erróneamente como pertenecientes a la clase positiva.

Además, otras métricas pueden ser estimadas de acuerdo con la información de la matriz de confusión:

- *Exactitud (acc, accuracy)*: se define como la cantidad de aciertos en ambas clases sobre el total de datos.

$$acc = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN} \quad (1)$$

- *Sensibilidad (S, sensitivity)*: es la capacidad del sistema para clasificar la clase positiva.

$$S = \frac{TP}{TP + FN} \quad (2)$$

- *Especificidad* ( $E$ , *specificity*): es la capacidad del sistema para clasificar la clase negativa.

$$E = \frac{TN}{TN + FP} \quad (3)$$

- *Precisión* ( $P$ , *precision*): mide la proporción de muestras positivas predichas correctamente entre todas las muestras que se predicen como positivas.

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \quad (4)$$

- *F1-score*: es la media armónica entre la precisión y la sensibilidad, la cual permite obtener una medición balanceada del desempeño del modelo.

$$F1 - score = 2 \times \frac{P \times S}{P + S} \quad (5)$$

## Curva ROC

La curva ROC (Receiver Operating Characteristic) es una representación gráfica que nos permite evaluar el desempeño de un modelo. Esta curva se construye graficando la tasa de verdaderos positivos ( $S$ ), versus la tasa de falsos positivos ( $1 - E$ ), a medida en que se desplaza el umbral de decisión. Por otro lado, existe una métrica que se puede obtener mediante la curva ROC la cual se denomina, area bajo la curva ROC ( $AUC$ ). Esta es una medida cuantitativa que indica la capacidad del del modelo para discriminar entre dos clases. Además, esta métrica tiene un rango de  $[0.5, 1]$  siendo 1 el mejor desempeño posible donde el sistema logra clasificar todos los datos correctamente y 0,5 el mínimo valor el cual indica que el clasificador está prediciendo las calses aleatoriamente.

## Referencias

- [1] Goetz, C.G., Tilley, B.C., Shaftman, S.R., Stebbins, G.T., Fahn, S., Martinez-Martin, P., Poewe, W., Sampaio, C., Stern, M.B., Dodel, R., et al.: Movement disorder society-sponsored revision of the unified parkinson's disease rating scale (mds-updrs): scale presentation and clinimetric testing results. *Movement disorders: official journal of the Movement Disorder Society* **23**(15), 2129–2170 (2008)
- [2] Hornykiewicz, O.: Biochemical aspects of parkinson's disease. *Neurology* **51**(2\_suppl\_2), S2–S9 (1998)
- [3] Letanneux, A., Danna, J., Velay, J.L., Viallet, F., Pinto, S.: From micrographia to parkinson's disease dysgraphia. *Movement Disorders* **29**(12), 1467–1475 (2014)
- [4] Meder, D., Herz, D.M., Rowe, J.B., Lehericy, S., Siebner, H.R.: The role of dopamine in the brain-lessons learned from parkinson's disease. *Neuroimage* **190**, 79–93 (2019)