Laboratorio de Datos

Primer Cuatrimestre 2024

Práctica N° 9: Descenso por gradiente y Redes Neuronales

Para realizar esta guía de ejercicios, descargar de la página de la materia el archivo tf_regressor.py para poder correr el siguiente comando

from tf_regressor import Regressor, train_test_split_scale_center

- 1. En este ejercicio utilizaremos el dataset casos_coronavirus.
 - (a) Cargar el dataset y añadirle la columna dias_transcurridos con el indice de cada observación
 - (b) Plotear dias_transcurridos vs. confirmados_Nuevos
 - (c) Queremos armar un modelo de regresión que permita explicar la evolución de casos de coronavirus (Y) en función de los días transcurridos (X). Para esto se proponen los siguientes modelos:

```
i. Y = b + w_0 X + w_1 X^2
```

ii.
$$Y = b + w_0 X^{w_1}$$

iii.
$$Y = b + w e^X$$

iv.
$$Y = b + w_0 e^{w_1 X}$$

Dividir el conjunto de datos en entrenamiento y testeo y decidir qué modelo resulta más adecuado. Utilizar scikit-learn para los modelos lineales y Regressor para los no lineales. En este último caso, se pueden usar de guía los modelos lineales para establecer valores iniciales de los pesos. Probar con distintas cantidades de épocas y valores iniciales para los pesos y el bias.

Obs: para el modelo iv) escribir f utilizando np.e**(w[1]*x) para $e^{w_1 x}$

2. En este ejercicio trabajaremos con el dataset titanic de seaborn

```
titanic = sns.load_dataset('titanic')
```

- (a) Limpiando el dataset:
 - i. contar cuantos NaN tiene cada columna, y en base a eso decidir qué columna del dataset descartar antes de ejecutar .dropna()
 - ii. graficar un boxplot de fare (precio del boleto), ¿qué se observa?
 - iii. explorar el método de pandas quantile para calcular el cuantil 0.99 de la columna fare y utilizarlo para eliminar las observaciones con outliers en esa columna.
- (b) Realizar regresión logística para predecir la variable binaria de supervivencia (survived) a partir del precio del boleto (fare). ¿Qué porcentaje de casos clasifica correctamente?
- (c) Repetir el item anterior, considerando la interacción de la suma de fare y age con adult_male. ¿Cuánto mejoró la precisión de la clasificación? ¿Qué se puede concluir a partir de la mejora en la precisión y del análisis de los pesos que el modelo otorga a cada variable?

- (d) Proponer un método que permita obtener una clasificación más precisa mediante regresión logística. Las demás columnas del DataFrame son:
 - pcclass : clase en la que viajaba
 - sibsp : si viajaba con hermanos/as o cónyugues
 - parch : cantidad de hijes o padres con los que viajaba
 - embarked : donde se embarcó
 - class: nombre de la clase en la que viajaba (dato de pcclass en string)
 - embark_town : nombre del lugar donde embarcó
 - alive : si sobrevivió (mismo valor que survived pero booleano, por lo tanto no usar para predecir)
 - alone : si viajaba solo/a (es True si sibsp = 0 y parch = 0)
- 3. Utilizando el dataset diabetes.csv, se quiere desarrollar un modelo para predecir si una persona tiene o no diabetes en base a las características descriptas en el resto de las columnas.
 - (a) Entrenar un perceptrón simple que permita categorizar a una persona como diabética o no diabética utilizando la sigmoidea como función de activación. ¿Cuántos falsos negativos hay? ¿Cómo se intepretan los pesos de la red entrenada?
 - (b) Diseñar una red multicapa para la clasificación, utilizando la sigmoidea como función de activación. ¿Cómo se desempeña este modelo con respecto al anterior?
- **4.** Probar que un perceptrón simple con la identidad como función de activación es equivalente a un modelo de Regresión Lineal.