Daniela Jiménez Téllez

A01654798

Momento de Retroalimentación: Módulo 2. Implementación de una técnica de aprendizaje máquina sin el uso de un framework.

En esta entrega se resolverá el Week02 Challenge 1.



CLASIFICACIÓN

RETO

- † Adapte el código de la regresión lineal desarrollado en clase para que el modelo entrenado corresponda con una regresión logística. Posteriormente, implemente un clasificador que estime si un estudiante aprueba o no el curso:
 - † Considerando solamente la columna 'Attendance'
 - ‡ Considerando solamente la columna 'Homework'
- † Calcule las métricas de desempeño. ¿Cuál es mejor? ¿Le ganan a la referencia?

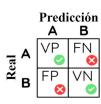
Attendance	Homework	Pass	Reference
80	75	yes	yes
65	70	no	no
95	85	yes	yes
95	100	yes	no
85	65	no	no
75	55	no	no
90	90	yes	yes
65	80	yes	no

$$accuracy = \frac{VP + VN}{VP + VN + FP + FN}$$

$$precision = \frac{VP}{VP + FP}$$

$$recall = \frac{VP}{VP + FN}$$

$$F1 = \frac{2 \cdot precision \cdot recall}{recall}$$



Importación de librerías

```
import numpy as np
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
```

Importación de datos

```
In [2]: data = {
    "Attendance": [80, 65, 95, 95, 85, 75, 90, 65],
    "Homework": [75, 70, 85, 100, 65, 55, 90, 80],
```

```
"Pass": ["yes", "no", "yes", "no", "no", "yes", "yes"]}

df = pd.DataFrame(data)
df["Pass"] = df["Pass"].apply(lambda x: 1 if x == "yes" else 0)
```

In [3]:

Out[3]:

	Attendance	Homework	Pass
0	80	75	1
1	65	70	0
2	95	85	1
3	95	100	1
4	85	65	0
5	75	55	0
6	90	90	1
7	65	80	1

1. Programa un algoritmo que permita resolver el problema. Dicho algoritmo debe ser uno de los algoritmos vistos en el módulo (o que tu profesor de módulo autorice), y no puedes usar ninguna biblioteca o framework de aprendizaje máquina, ni de estadística avanzada.

Para poder programar el modelo se utilizarán las siguientes fórmulas vistas en clase:

Función de Hipótesis:

$$h_{ heta}(x) = rac{1}{1 + e^{-x \cdot heta}}$$

• Cálculo de θ 's:

$$heta_0 = heta_0 - lpha rac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(h_ heta(x_i) - y_i
ight)$$

$$heta_k = heta_k - lpha rac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(h_ heta(x_{i,k}) - y_i
ight) x_{i,k} \quad orall k \in \{1,2,\ldots\}$$

• Función de costo:

$$J_{ heta} = J(heta_0, heta_1) = -rac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(ext{ textcolor} redy_i \ln(h_{ heta}(x_i)) + ext{ textcolor} green(1-y_i) \ln(1-h_{ heta}(x_i))
ight)$$

```
In [4]: # Función de hipótesis
        def funcionHipotesis(x, theta_0, theta_1):
             return 1 / (1 + np.exp( - (theta_0 + theta_1 * x)))
        # Función para actualizar theta's
        def theta0Nueva(theta_0, alpha, h, y):
             return theta_0 - alpha * np.sum(h - y) / len(y)
        def theta1Nueva(theta_1, alpha, h, y, x):
             return theta_1 - alpha * np.sum((h - y) * x) / len(y)
        # Función para calcular el costo
        def funcionCosto(h, y):
            epsilon = 1e-10 # Pequeño valor para evitar log(0)
             return - np.mean(y * np.log(h + epsilon) + (1 - y) * np.log(1 - h + epsilon))
        # Función para entrenar el modelo
        def entrenarModelo(x, y, alpha, iteraciones):
            theta_0 = 0
            theta_1 = 0
            for i in range(iteraciones):
                h = funcionHipotesis(x, theta 0, theta 1)
                theta_0 = theta0Nueva(theta_0, alpha, h, y)
                theta_1 = theta1Nueva(theta_1, alpha, h, y, x)
             return theta_0, theta_1
        # Función para predecir resultados
        def predecirResultados(x, theta_0, theta_1):
             return funcionHipotesis(x, theta_0, theta_1) >= 0.5
        # Función para calcular métricas de desempeño
        def calcularMetricas(y_true, y_pred):
             VP = np.sum((y_true == 1) & (y_pred == 1))
             VN = np.sum((y_true == 0) & (y_pred == 0))
             FP = np.sum((y_true == 0) & (y_pred == 1))
             FN = np.sum((y_true == 1) & (y_pred == 0))
             accuracy = (VP + VN) / (VP + VN + FP + FN)
             precision = VP / (VP + FP)
             recall = VP / (VP + FN)
             f1 = 2 * (recall * precision) / (recall + precision)
             return {
                 "Accuracy": accuracy,
                 "Precision": precision,
                 "Recall": recall,
```

```
"F1 Score": f1}
# Función para dividir el dataset

def dividirDataSet(X, y, test_size = 0.3):
    np.random.seed(302)

indices = np.random.permutation(len(X))
    test_set_size = int(len(X) * test_size)
    test_indices = indices[:test_set_size]
    train_indices = indices[test_set_size:]

return X[train_indices], X[test_indices], y[train_indices], y[test_indices]
```

2. Divide el set de datos del problema en dos subconjuntos, uno para entrenamiento y otro para prueba. Entrena tu modelo sobre el primer subconjunto, y por un mínimo de 100 iteraciones. Selecciona valores para la tasa de aprendizaje y para los parámetros iniciales, según tu criterio.

```
In [5]: # Dividiendo Las variables independientes entre Attendance y Homework

X_attendance = df["Attendance"].values
X_homework = df["Homework"].values
y = df["Pass"].values

# Dividiendo entre entrenamiento y prueba

## Attendance
X_train_attendance, X_test_attendance, y_train, y_test = dividirDataSet(X_attendance,
## Homework
X_train_homework, X_test_homework, y_train, y_test = dividirDataSet(X_homework, y)
```

3. Prueba tu implementación. Para ello, utiliza el modelo entrenado para hacer predecir las salidas del subconjunto de prueba, y compara contra los datos reales en una gráfica.

Para el caso de la elección de los hiperparámetros, en la función de arriba se inician los parámetros para θ_1 y θ_0 con un valor de 0. Esto es debido a que no hubieron parámetros establecidos inicialmente, entonces de esta manera se van ajustando a lo largo del entrenamiento.

Por otro lado, para el caso de alfa (taza de aprendizaje) se elegirá el valor 0.01 ya que al igual que los θ 's, no se especificó algún valor en las instrucciones. Este valor es muy común, además de que permite que el modelo converja de manera estable.

```
In [6]: # Evaluación del modelo
    ## Attendance
    theta_0_attendance, theta_1_attendance = entrenarModelo(X_train_attendance, y_train, a
```

```
predictions attendance = predecirResultados(X test attendance, theta 0 attendance, the
## Homework
theta_0_homework, theta_1_homework = entrenarModelo(X_train_homework, y_train, alpha =
predictions homework = predecirResultados(X test homework, theta 0 homework, theta 1 h
# Métricas de desempeño
## Attendance
metrics attendance = calcularMetricas(y test, predictions attendance)
print("\nMétricas de desempeño para Attendance:")
for metric, value in metrics_attendance.items():
    print(f"{metric}: {value}")
## Homework
metrics_homework = calcularMetricas(y_test, predictions_homework)
print("\nMétricas de desempeño para el modelo Homework:")
for metric, value in metrics_homework.items():
    print(f"{metric}: {value}")
Métricas de desempeño para Attendance:
Accuracy: 0.5
Precision: 0.5
Recall: 1.0
F1 Score: 0.666666666666666
Métricas de desempeño para el modelo Homework:
Accuracy: 0.5
Precision: 0.5
Recall: 1.0
F1 Score: 0.666666666666666
```

4. Calcula el valor de la función de costo para el subconjunto de entrenamiento, y para el subconjunto de prueba.

```
In [7]: # Attendance

h_attendance_train = funcionHipotesis(X_train_attendance, theta_0_attendance, theta_1_
    cost_attendance_train = funcionCosto(h_attendance_train, y_train)
    print(f"Costo para el modelo 'Attendance' (entrenamiento): {cost_attendance_train}")

h_attendance_test = funcionHipotesis(X_test_attendance, theta_0_attendance, theta_1_at
    cost_attendance_test = funcionCosto(h_attendance_test, y_test)
    print(f"Costo para el modelo 'Attendance' (prueba): {cost_attendance_test}")

# Homework

h_homework_train = funcionHipotesis(X_train_homework, theta_0_homework, theta_1_homework
    cost_homework_train = funcionCosto(h_homework_train, y_train)
    print(f"Costo para el modelo 'Homework' (entrenamiento): {cost_homework_train}")

h_homework_test = funcionHipotesis(X_test_homework, theta_0_homework, theta_1_homework
    cost_homework_test = funcionCosto(h_homework_test, y_test)
    print(f"Costo para el modelo 'Homework' (prueba): {cost_homework_test}")
```

```
Costo para el modelo 'Attendance' (entrenamiento): 2.9760074649947406
Costo para el modelo 'Attendance' (prueba): 4.4638283332102935
Costo para el modelo 'Homework' (entrenamiento): 7.673237693895658
Costo para el modelo 'Homework' (prueba): 11.228253767737389
```