portafolio-ml

August 27, 2024

```
[59]: import pandas as pd
      import numpy as np
      import matplotlib.pyplot as plt
      import seaborn as sns
[36]: df= pd.read_csv('Salary_Data.csv')
      df.head()
[36]:
         YearsExperience
                           Salary
                     1.1 39343.0
      1
                     1.3 46205.0
      2
                     1.5 37731.0
                     2.0 43525.0
      3
                     2.2 39891.0
```

1 Limpieza de datos

Antes de comenzar el modelo es importante checar la estructura del dataset, asegurándonos que no haya datos nulos.

```
[44]: print(df.isnull().sum())

YearsExperience 0
Salary 0
dtype: int64

[54]: X = df['YearsExperience'].values
y = df['Salary'].values
```

2 Cálculo de coeficientes

```
[55]: X = df['YearsExperience'].values
      y = df['Salary'].values
      xy = X * y
      x_squared = X ** 2
      y_squared = y ** 2
      df visualization = pd.DataFrame({
          'X values (Years)': X,
          'y values (Salary)': y,
          'xy': xy,
          'x2': x_squared,
          'y²': y_squared
      })
      df_visualization.head()
[55]:
        X values (Years) y values (Salary)
                                                         \mathbf{X}^2
                                                   хy
                      1.1
                                     39343.0 43277.3 1.21 1.547872e+09
      1
                      1.3
                                     46205.0 60066.5 1.69 2.134902e+09
                      1.5
                                    37731.0 56596.5 2.25 1.423628e+09
      2
      3
                      2.0
                                     43525.0 87050.0 4.00 1.894426e+09
      4
                      2.2
                                     39891.0 87760.2 4.84 1.591292e+09
[46]: #n= tamaño de todos los datos
      n = len(X)
      #Sumatoria de las columnas adicionales
      sum_X = np.sum(X)
      sum_y = np.sum(y)
      sum_Xy = np.sum(X * y)
      sum_X_squared = np.sum(X ** 2)
      #Çálculo de b1 y b0
      b1 = (n * sum_Xy - sum_X * sum_y) / (n * sum_X_squared - sum_X ** 2)
      b0 = np.mean(y) - b1 * np.mean(X)
      print(f"Pendiente (b1): {b1}")
      print(f"Intercepto (b0): {b0}")
     Pendiente (b1): 9449.962321455077
     Intercepto (b0): 25792.20019866869
     #Predicciones
[47]: y_pred = b0 + b1 * X
      y_pred
[47]: array([ 36187.15875227, 38077.15121656, 39967.14368085, 44692.12484158,
             46582.11730587, 53197.09093089, 54142.08716303, 56032.07962732,
```

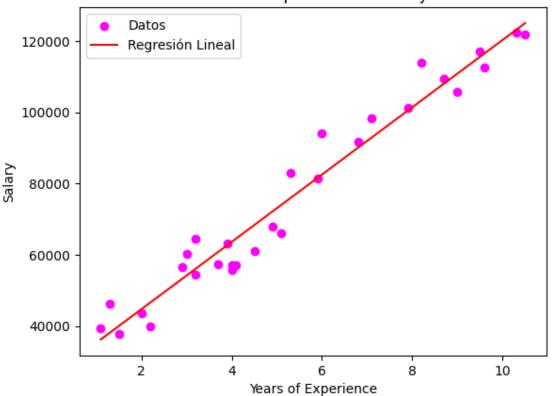
```
56032.07962732, 60757.06078805, 62647.05325234, 63592.04948449, 63592.04948449, 64537.04571663, 68317.03064522, 72097.0155738, 73987.00803809, 75877.00050238, 81546.97789525, 82491.9741274, 90051.94398456, 92886.932681, 100446.90253816, 103281.8912346, 108006.87239533, 110841.86109176, 115566.84225249, 116511.83848464, 123126.81210966, 125016.80457395])
```

```
[41]: #Predicción de y print('Y= ', b0, '+' , b1, 'x')
```

Y= 25792.20019866869 + 9449.962321455077 x

```
[42]: plt.scatter(X, y, color='magenta', label='Datos')
   plt.plot(X, y_pred, color='red', label='Regresión Lineal')
   plt.xlabel('Years of Experience')
   plt.ylabel('Salary')
   plt.title('Years of Experience vs Salary')
   plt.legend()
   plt.show()
```



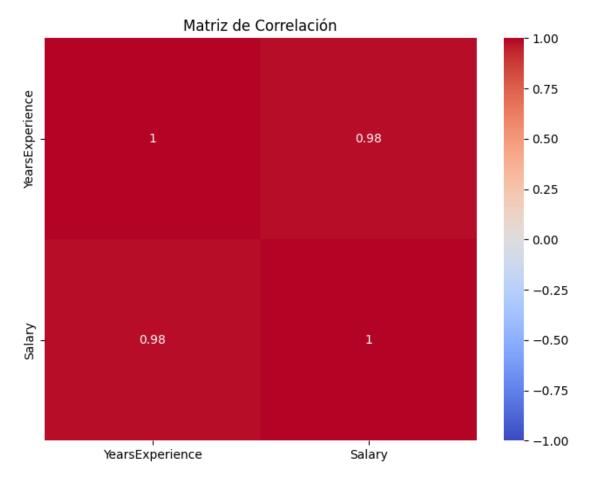


Al observar la distribución de los datos con la línea de regresión, se puede visualizar que el ajuste

que hay entre la línea de regresión a los puntos es bastante buena, por lo quee, demuestra que sí existe cierta relación entre los años de experiencia y el salario. Esto se puede comprobar en la matriz de correlación.

```
[60]: correlation_matrix = df.corr()

plt.figure(figsize=(8, 6))
    sns.heatmap(correlation_matrix, annot=True, cmap="coolwarm", vmin=-1, vmax=1)
    plt.title("Matriz de Correlación")
    plt.show()
```



3 Comprobación del accuracy

Para comprobar el rendimiento del modelo se calculará el coeficiente de determinación.

```
[64]: #Media de y
y_mean = np.mean(y)

# Calcular SST
SST = np.sum((y - y_mean) ** 2)

# Calcular SSE
SSE = np.sum((y - y_pred) ** 2)

# Calcular R^2
R2 = 1 - (SSE / SST)

print(f"Coeficiente de Determinación R^2: {R2:.4f}")
```

Coeficiente de Determinación R^2: 0.9570

Esto indica que el 95% de la variabilidad en los salarios puede ser explicada por el número de años de experiencia, puesto que el ajuste de los datos es altamente preciso para sus predicciones.

4 Comparación Modelo Linear Regression

```
[50]: from sklearn.linear_model import LinearRegression

X = df['YearsExperience'].values
y = df['Salary'].values

X = df['YearsExperience'].values.reshape(-1, 1)
y = df['Salary'].values

model = LinearRegression()
model.fit(X, y)

b1 = model.coef_[0]
b0 = model.intercept_

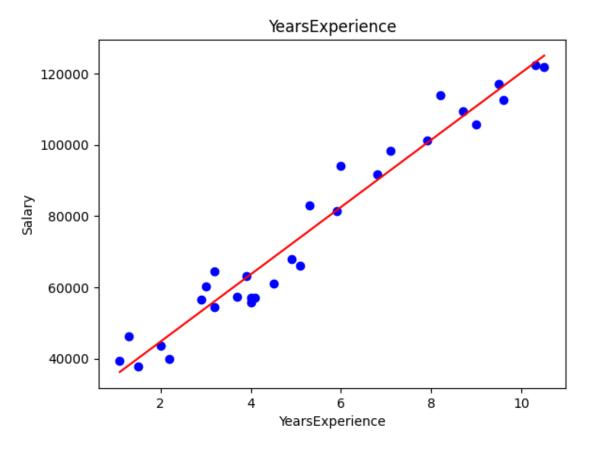
# Mostrar los resultados
print(f"Pendiente (b1): {b1}")
print(f"Intercepto (b0): {b0}")
```

Pendiente (b1): 9449.962321455076 Intercepto (b0): 25792.200198668696

```
[51]: y_pred = model.predict(X)

# Graficar los datos y la línea de regresión
plt.scatter(X, y, color='blue')
```

```
plt.plot(X, y_pred, color='red')
plt.xlabel('YearsExperience')
plt.ylabel('Salary')
plt.title('YearsExperience')
plt.show()
```



```
[53]: from sklearn.metrics import r2_score

r2 = r2_score(y, y_pred)
print(f'Coeficiente de Determinación R^2: {r2}')
```

Coeficiente de Determinación R^2: 0.9569566641435086