Regresion PIB

Nombre: Esteban David Rosero Perez

ECU 1960

ECU 1961

9.547575

8.957493

Introduccion

0

1

Ecuador

Ecuador

plt.show()

El producto interior bruto (PIB) es un indicador económico que refleja el valor monetario de todos los bienes y servicios finales producidos por un país o región en un determinado periodo de tiempo, normalmente un año. Se utiliza para medir la riqueza que genera un país. También se conoce como producto bruto interno (PBI).

Importamos las librerias

In [13]: import pandas as pd import numpy as np

import matplotlib.pyplot as plt

Leemos la informacion

df=pd.read_csv('PIBEcu.csv', sep = ';') In [47]:

df.head() Out[48]: Country_Name Country_Code Year PIB

ECU 1962 10.241499 Ecuador Ecuador 9.233322 ECU 1963 Ecuador ECU 1964 8.900054 Graficamos el PIB por año en el ecuador para tener un analisis de como ha ido evolucionando en la economia del pais. Recordemos que esto se puede influenciar por cada presidente que estuvo

en aquellos años y la gestion economica que tuvo en el Pais, es un marcador que refleja la situacion actual en ese año del pais df.plot(x='Year', y='PIB', style='o')

plt.title('PIB por Año') plt.xlabel('year') plt.ylabel('pib')

PIB por Año 35 30 25 15 10 1970 1980 1990 2000 2010 2020 1960

Primero procedemos a obtener los datos de entrada y salida, para los datos de entrada vamos a ocupar los valores del año, para los datos de salida vamos a ocupar los valores del PIB

Modelos de Regresion

x = df.iloc[:, 2].values.reshape(-1,1)y = df.iloc[:, 3].values.reshape(-1,1)

Regresion Lineal from sklearn.model_selection import train_test_split

0 15.629403 18.599230

1 21.286903 21.650356

8 32.127535 23.345426

9 14.656491 17.243174 8.900054 11.140922

11 9.441228 13.175006

x = df.iloc[:, 2].values.reshape(-1,1)y = df.iloc[:, 3].values.reshape(-1,1)

plt.plot(x, y, label ='Valores reales')

plt.title('Regresión Lineal')

plt.xlabel('Año') plt.ylabel('PIB')

10

In [62]:

In [64]:

1960

8 32.127535 26.062062 **9** 14.656491 15.059218

8.900054 9.131856

Root Mean Squared Error: 2.1781411744862544

x = df.iloc[:, 2].values.reshape(-1,1)

plt.figure(figsize = (15,5))

11 9.441228 9.932980

Regresion Random Forest

from sklearn.ensemble import RandomForestRegressor

from sklearn.model_selection import train_test_split

plt.plot(x, regressor.predict(x), '-', label = 'Predicción', linewidth = 3)

Out[52]: LinearRegression()

X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(x, y, test_size=0.2, random_state=0) from sklearn.linear_model import LinearRegression In [52]: regressor = LinearRegression() regressor.fit(X_train, y_train)

In [53]: y_pred = regressor.predict(X_test)

dfpredic = pd.DataFrame({'Actual': y_test.flatten(), 'Predicted': y_pred.flatten()}) In [54]: Actual Predicted Out[54]:

 23.390040 29.786692 19.005851 19.277258 10.580406 13.514020 10.241499 10.462894 20.279818 21.311342 22.604684 29.447678

from sklearn import metrics print('Mean Absolute Error:', metrics.mean_absolute_error(y_test, y_pred)) print('Mean Squared Error:', metrics.mean_squared_error(y_test, y_pred)) print('Root Mean Squared Error:', np.sqrt(metrics.mean_squared_error(y_test, y_pred))) Mean Absolute Error: 3.197858455287695 Mean Squared Error: 17.438954844060294 Root Mean Squared Error: 4.175997466960474 plt.figure(figsize = (15,5)) In [57]:

plt.legend(loc="upper left") plt.show() Regresión Lineal Valores reales Predicción 30 25 照 20 15

X_trainr, X_testr, y_trainr, y_testr = train_test_split(x, y, test_size=0.2, random_state=0) modeloRandom = RandomForestRegressor(n_estimators=10, random_state=0) modeloRandom.fit(X_trainr, y_trainr.ravel()) y_predrandom = modeloRandom.predict(X_testr) dfrandom = pd.DataFrame({'Actual': y_testr.flatten(), 'Predicted': y_predrandom.flatten()}) Out[62]: Actual Predicted

2010

2020

 15.629403 18.175644 21.286903 21.378307 23.390040 21.464459 19.005851 18.320833 10.580406 13.041829 10.241499 9.014875 20.279818 20.669375 22.604684 21.464459

1990

print('Mean Absolute Error:', metrics.mean_absolute_error(y_testr, y_predrandom)) print('Mean Squared Error:', metrics.mean_squared_error(y_testr, y_predrandom)) print('Root Mean Squared Error:', np.sqrt(metrics.mean_squared_error(y_testr, y_predrandom))) Mean Absolute Error: 1.4714854646166664 Mean Squared Error: 4.74429897599236

y = df.iloc[:, 3].values.reshape(-1,1)plt.plot(x, y, label ='Valores reales') plt.plot(x, modeloRandom.predict(x), '-', label = 'Predicción', linewidth = 3)plt.title('Random Forest') plt.xlabel('Año') plt.ylabel('PIB') plt.legend(loc="upper left") plt.show() Random Forest Valores reales Predicción 30

25 15 10 1960 1990 2000 2010 2020 Año Resultados

Como podemos observar los niveles de prediccion en el modelo de regresion tienen un margen de error muy amplio, obtenemos como resultado que el error cuadratico medio es de 17, los años que mayor se ven afectados en la prediccion del modelo de regresion, podemos ver que su rango varia desde el año 2000 al 2020. Por otro lado el modelo de Random Forest obtenemos como resultado de que el error cuadratico medio es de 4, como tambien podemos ver en la grafica que los valores reales son muy parecidos a los de la prediccion.

Opinion

Para realizar un analisis de datos el modelo de random forest nos entrega mejores resultados con un margen de error pequeño en comparacion con los otros modelos de regresion, por lo que para

este proyecto en analisis previos se recomendaria utilizar el modelo de random forest, siendo una opcion rapida para obtener resultados optimos. Conclusiones

Los modelos de regresion son modelos matematicos que buscan una relacion entre la variable de salida con respecto a otras variables que sean ingresadas como variables de entrada, por ello

existen varios modelos en los que hemos demostrado su funcion los cuales fueron regresion lineal y random forest, comparandolos en su funcionamiento llegamos a la conclusion de que el modelo de random forest es mejor ya que matematicamente obteniendo el error cuadratico medio nos da como resultado un 4 a comparacion con el 17 que tiene la regresion lineal