Pronóstico del precio semanal para Bancolombia (CIB) por medio de ChatGPT 3.5

Juan Sebastian Moncada Aguilar

Prompt

J

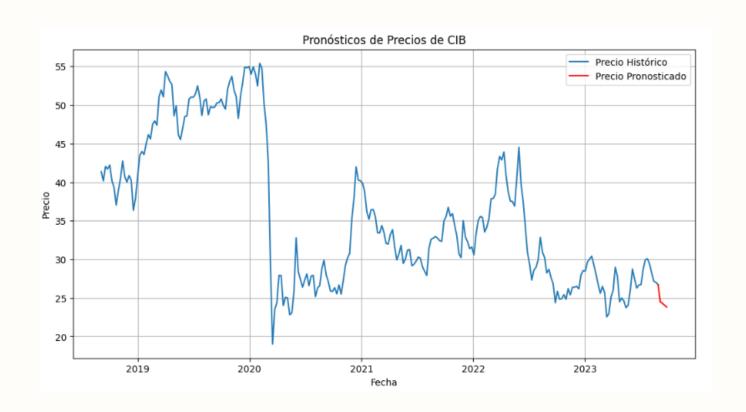
Por medio de un script de Python extrae el precio de Bancolombia desde Yahoo Finance con periodicidad semanal durante los últimos 5 años y realiza un modelo de pronostico del precio para cada una de las siguientes 4 semanas.

Resultados ChatGPT

Para lograr esto, necesitarás utilizar algunas bibliotecas de Python, como 'yfinance' para obtener los datos de Yahoo Finance y 'pandas' para el análisis y manipulación de los datos, así como una librería de machine learning, por ejemplo 'scikit-learn', para construir el modelo de pronóstico. Asumiré que ya tienes estas bibliotecas instaladas. Si no es así, puedes instalarlas usando 'pip':

```
bash
                                                                Copy code
pip install yfinance pandas scikit-learn
# Agregar columnas de características basadas en la fecha
df['Year'] = df['Date'].dt.year
df['Month'] = df['Date'].dt.month
df['Day'] = df['Date'].dt.day
df['Weekday'] = df['Date'].dt.weekday
# Preparar datos para el modelo
X = df[['Year', 'Month', 'Day', 'Weekday']].values
y = df['Price'].values
# Crear y entrenar modelo de regresión lineal
model = LinearRegression()
model.fit(X, y)
# Obtener la última fecha en el DataFrame
last_date = df['Date'].iloc[-1]
# Generar fechas para las próximas 4 semanas
forecast_dates = [last_date + timedelta(weeks=i) for i in range(1, 5)]
# Crear datos de características para las fechas de pronóstico
forecast_features = np.array([[date.year, date.month, date.day, date.weekday
```

```
Aquí tienes un ejemplo de cómo podrías hacer esto:
 python
                                                                   Copy code
  import yfinance as yf
  import pandas as pd
  from datetime import datetime, timedelta
  from sklearn.linear_model import LinearRegression
  import numpy as np
  # Definir el ticker de Bancolombia en Yahoo Finance
 ticker = "CIB"
  # Definir fechas de inicio y fin
  end_date = datetime.today().date()
 start_date = end_date - timedelta(days=5*365)
  # Descargar datos desde Yahoo Finance
 data = yf.download(ticker, start=start_date, end=end_date, interval="iwk")
 # Seleccionar columna "Close" (precio de cierre)
 data = data["Close"]
  # Crear un DataFrame con fechas y precios
 df = pd.DataFrame({'Date': data.index, 'Price': data.values})
```



De acuerdo con el gráfico, se observa una alta volatilidad en el precio promedio semanal de Bancolombia, esto es de esperar sabiendo que se trata de una acción transada en bolsa. Se destaca que el pronóstico obtenido del modelo indica que la tendencia a la baja se mantendrá durante las siguientes 4 semanas, llegando a un mínimo de 23.82USD por acción.

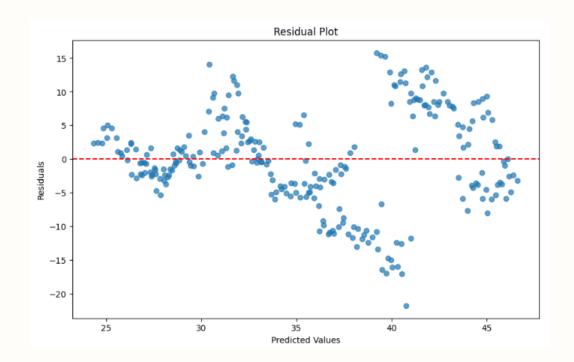
OLS Regression Results								
Dep. Varia	able:		У	R-squ	ared:		0.441	
Model:			OLS	Adj.	R-squared:		0.434	
Method:		Least Squa	res	F-sta	tistic:		67.47	
Date:	Fr	i, 01 Sep 2	023	Prob	(F-statistic):	3.29e-32	
Time:		15:56	:15	Log-L	ikelihood:		-880.43	
No. Observations:			261	AIC:			1769.	
Df Residuals:			257	BIC:			1783.	
Df Model:			3					
Covariance Type: nonrobu								
	coef	std err		t	P> t	[0.025	0.975]	
const	8814.9706	619.387	14.	232	0.000	7595.250	1e+04	
X1	-4.3425	0.306	-14.	172	0.000	-4.946	-3.739	
x2	-0.6059	0.133	-4.	552	0.000	-0.868	-0.344	
х3	-0.0328	0.050	-0.	656	0.513	-0.131	0.066	
х4	9	0		nan	nan	0	0	
Omnibus:		1.	335	Durbi	.n-Watson:		0.089	
Prob(Omnib	ous):	0.	513	Jarqu	ie-Bera (JB):		1.381	
Skew:		-0.	170	Prob(JB):		0.501	
Kurtosis:		2.	891	Cond.	No.		inf	

Notes:

- [1] Standard Errors assume that the covariance matrix of the errors is correctly specified.
- [2] The smallest eigenvalue is 0. This might indicate that there are strong multicollinearity problems or that the design matrix is singular.

- Se observa que el coeficiente de determinación del modelo es de 0.441, lo cual indica que las variables independientes explican en un 44,1% el comportamiento del precio promedio semanal de Bancolombia.
- Las variables Day y Weekday no son significativas, es decir, no tienen un efecto sobre el precio de la acción.
- No obstante, hay que resaltar que las variables explicativas (Year, Month, Day, Weekday) podrían estar aportando la misma información al modelo, generando problemas de multicolinealidad.
- El estadístico Durbin-Watson es menor a 2, indicando una autocorrelación serial positiva, lo cual indica cierta dependencia entre los errores.

Distribución del error



La gráfica de distribución de los residuos resalta una amplia varianza en los residuos, indicando posibles problemas de heterocedasticidad a pesar de que el valor promedio tiende a cero.

Valor promedio del error 1 print(round(np.mean(residuals), 2)) -0.0

Se observa que el valor promedio del error tiende a cero, lo cual es acorde con los supuestos de los modelos de MCO.

Test de White

LM Estadístico: 59.137739792585656 P-valor del LM: 1.9648641225940722e-09

F Estadístico: 8.170352657900473

P-valor del F: 1.2237426432618652e-10

Heterocedasticidad detectada: Rechaza la hipótesis nula

Los resultados del test de White indican que el error presenta problemas de heterocedasticidad, lo cual indica que este no sigue una distribución normal (media cero y varianza constante).

Test de VIF

	Variable	VIF
0	X1	7.658239
1	X2	4.599299
2	Х3	4.207281
3	X4	NaN

Se observa que los resultados del estadistico VIF para las variables independientes del modelo son mayores a 1, lo cual indica que evidentemente el modelo presenta problemas de multicolinealidad.

Conclusiones

- Si bien el modelo es capaz de proporcionar los pronósticos del precio promedio semanal para Bancolombia, los análisis realizados indican que estos pronósticos no son fiables, pues en primer lugar la selección de variables es incorrecta debido a la alta multicolinealidad detectada entre ellas. A partir de allí se detecta una serie de problemas del modelo asociados a la autocorrelación de los errores y heterocedasticidad. El resultado final es un modelo con una significancia global bastante baja (44,1%).
- Además, cabe mencionar que la metodología utilizada tampoco es la adecuada, pues las series de tiempo asociadas a las acciones y demás instrumentos del mercado de valores son denominadas como "series explosivas", es decir, que presentan una alta varianza. En consecuencia, la implementación de un modelo ARCH o GARCH, los cuales están diseñados para el pronóstico de series de este tipo, puede llegar a ser más eficiente.
- Por último, se destaca que el modelo implementado no fue pre-entrenado, lo cual es una buena práctica en la implementación de modelos con el fin de evitar el sobreajuste.