

Informe de acciones de AAPL con histórico de 5 años



Informe elaborado por:
Axel Berrios G.
18881064-0
Data Analyst

Introducción

El análisis de las acciones de Apple Inc. (AAPL) durante los últimos cinco años (2020-2024) ofrece una visión integral de su desempeño en el mercado, así como de los factores macroeconómicos que influyen en su valor. Este informe, elaborado por sr. Axel Berrios G., Data Analyst, utiliza herramientas de análisis técnico y modelos de predicción, como redes neuronales y ARIMA, para evaluar el comportamiento histórico de las acciones de Apple y su relación con indicadores económicos clave, como el Producto Interno Bruto (PIB), el Índice de Precios al Consumidor (CPI) y la tasa de interés. A través de la visualización de datos, el análisis de correlación y la evaluación de modelos predictivos, se busca proporcionar una comprensión más profunda de cómo las acciones de Apple han respondido a las condiciones del mercado y a eventos económicos significativos.

El uso de bibliotecas como Seaborn y yfinance permite la descarga y visualización de datos históricos, mientras que el análisis de indicadores técnicos, como las medias móviles y el Índice de Fuerza Relativa (RSI), ayuda a identificar tendencias y posibles puntos de entrada o salida en el mercado. Además, la implementación de modelos de aprendizaje automático, como Random Forest y redes neuronales, proporciona una perspectiva sobre la capacidad predictiva de los datos históricos, permitiendo a los inversores tomar decisiones más informadas.

Este código está diseñado para configurar el estilo de gráficos utilizando la biblioteca Seaborn y para descargar datos históricos de las acciones de Apple (ticker: AAPL) utilizando la biblioteca **yfinance**.

```
# Configurar estilo de gráficos
sns.set(style="whitegrid")

# Descargar datos de las acciones de Apple
ticker = "AAPL"
start_date = "2020-01-01"
end_date = "2024-12-31"

data = yf.download(ticker, start=start_date, end=end_date)

# Vista previa de los datos descargados
print(data.head())
```

- **sns:** Es un alias comúnmente utilizado para la biblioteca Seaborn, que es una biblioteca de visualización de datos en Python basada en Matplotlib. Seaborn proporciona una interfaz de alto nivel para crear gráficos atractivos e informativos.
- **set(style="whitegrid"):** Esta función establece el estilo de los gráficos que se generarán posteriormente. En este caso, se está configurando un fondo blanco con una cuadrícula (grid) que ayuda a visualizar mejor los datos en los gráficos. Este estilo es útil para gráficos de líneas y dispersión, ya que mejora la legibilidad.
- **ticker:** Se define la variable **ticker** con el valor "AAPL", que es el símbolo de cotización de las acciones de Apple en el mercado de valores.
- **start_date y end_date:** Se establecen las fechas de inicio y fin para la descarga de datos. En este caso, se están solicitando datos desde el 1 de enero de 2020 hasta el 31 de diciembre de 2024.
- **yf:** Es un alias comúnmente utilizado para la biblioteca yfinance, que permite acceder a datos históricos de acciones y otros activos financieros de manera sencilla.
- **download(ticker, start=start_date, end=end_date):** Esta función descarga los datos históricos de las acciones del ticker especificado (en este caso, AAPL) entre las fechas de inicio y fin definidas. Los datos descargados incluyen información como el precio de apertura, el precio de cierre, el máximo y mínimo del día, el volumen de acciones negociadas, y otros datos relevantes.
- **data.head():** Esta función muestra las primeras cinco filas del Dataframe data, que contiene los datos descargados. Esto permite tener una vista previa de cómo se ven los datos y qué columnas están disponibles.
- **print(...):** Imprime en la consola la vista previa de los datos.

Resultados esperados

Al ejecutar este código, deberías obtener:

1. Un gráfico configurado con el estilo "whitegrid" de Seaborn (aunque no se ha generado ningún gráfico en este fragmento de código, la configuración está lista para ser utilizada en gráficos posteriores).
2. Un Dataframe que contiene los datos históricos de las **acciones de Apple desde el 1 de enero de 2020 hasta el 31 de diciembre de 2024**. Este Dataframe incluirá columnas como:
 - Open: Precio de apertura.
 - High: Precio más alto del día.
 - Low: Precio más bajo del día.
 - Close: Precio de cierre.
 - Adj Close: Precio de cierre ajustado (ajustado por dividendos y divisiones de acciones).
 - Volume: Número de acciones negociadas.

Precios de cierre y medias móviles de Apple (2020-2024)



Resultados esperados:

1. **Limpieza de datos:** El Dataframe **data** ahora no contendrá filas con valores faltantes, lo que garantiza que los cálculos posteriores sean precisos.
2. **Cálculo de indicadores técnicos:** Se añadirán tres nuevas columnas al Dataframe:
 - **SMA_50:** Media móvil simple de 50 días.
 - **SMA_200:** Media móvil simple de 200 días.
 - **RSI:** Índice de Fuerza Relativa, que indica la fuerza del movimiento de precios.
3. **Visualización:** Se generará un gráfico que muestra:
 - La serie temporal del precio de cierre de las acciones de Apple en color verde.
 - La media móvil de 50 días en color naranja, que suaviza las fluctuaciones a corto plazo.
 - La media móvil de 200 días en color azul, que proporciona una visión más amplia de la tendencia a largo plazo.

Este gráfico le permitirá observar cómo se comportan los precios de las acciones de Apple en relación con sus medias móviles, lo que puede ser útil para identificar tendencias y posibles puntos de entrada o salida en el mercado.

¿Cuáles son los Pics en el grafico?

1. **Precio de cierre:** Representa el valor de las acciones de Apple en un momento dado, mostrando su evolución a lo largo del tiempo.
2. **SMA de 50 días:** Indica la tendencia a corto plazo, suavizando las fluctuaciones diarias.
3. **SMA de 200 días:** Refleja la tendencia a largo plazo, ayudando a identificar cambios significativos en el comportamiento del precio.

Estos Pics permiten analizar la relación entre el precio actual y las tendencias históricas.

4. **Puntos de cruce:** Los momentos en que la SMA de 50 días cruza por encima o por debajo de la SMA de 200 días son considerados señales importantes. Un cruce hacia arriba puede indicar una señal de compra, mientras que un cruce hacia abajo puede sugerir una señal de venta.
5. **Picos en el RSI:** Los valores del RSI que superan 70 pueden indicar que el activo está sobrecomprado, mientras que los valores por debajo de 30 pueden señalar que está sobrevendido. Estos niveles pueden ser utilizados para identificar posibles reversiones en la tendencia.
6. **Volatilidad:** Las variaciones abruptas en el precio de cierre pueden señalar eventos significativos en el mercado, como anuncios de ganancias o cambios en la dirección de la empresa, lo que puede ser visualizado en el gráfico.

Estos elementos son cruciales para realizar un análisis técnico efectivo y tomar decisiones informadas sobre la compra o venta de acciones.

7. **Tendencias generales:** Al observar el gráfico, se pueden identificar tendencias alcistas o bajistas en el precio de las acciones de Apple, lo que ayuda a los inversores a determinar la dirección del mercado.
8. **Soportes y resistencias:** Los niveles donde el precio tiende a detenerse o revertirse pueden ser visualizados, lo que proporciona información sobre posibles puntos de entrada o salida.
9. **Comparación de medias móviles:** La relación entre la SMA de 50 días y la SMA de 200 días puede ofrecer una perspectiva sobre la fuerza de la tendencia actual. Si la SMA de 50 días se mantiene por encima de la SMA de 200 días, esto puede ser un indicativo de una tendencia alcista sostenida.
10. **Análisis de patrones:** La visualización permite identificar patrones de precios, como formaciones de cabeza y hombros, triángulos o banderas, que pueden ser útiles para predecir movimientos futuros del mercado.

Estos Pics y elementos en el gráfico son fundamentales para realizar un análisis técnico completo y tomar decisiones informadas en el trading de acciones.

¿ En que años se producen los Pics altos y bajos?

Los Pics altos y bajos en el precio de las acciones de Apple han ocurrido en varios años clave. Por ejemplo, en 2021, las acciones alcanzaron un máximo histórico, mientras que en 2022 experimentaron una caída significativa. Para un análisis más detallado, se recomienda consultar los precios históricos en plataformas financieras. En 2023, las acciones de Apple mostraron una notable volatilidad, con picos altos en el primer y tercer trimestre, mientras que los picos bajos se observaron en el segundo trimestre.

- **2021:** Máximos históricos alcanzados, impulsados por el lanzamiento de nuevos productos y sólidos resultados financieros.
- **2022:** Caídas significativas debido a factores macroeconómicos y cambios en la demanda del consumidor.
- **2023:**
 - **Picos altos:** Primer y tercer trimestre, reflejando un repunte en la confianza del mercado.
 - **Picos bajos:** Segundo trimestre, influenciado por la incertidumbre económica global.

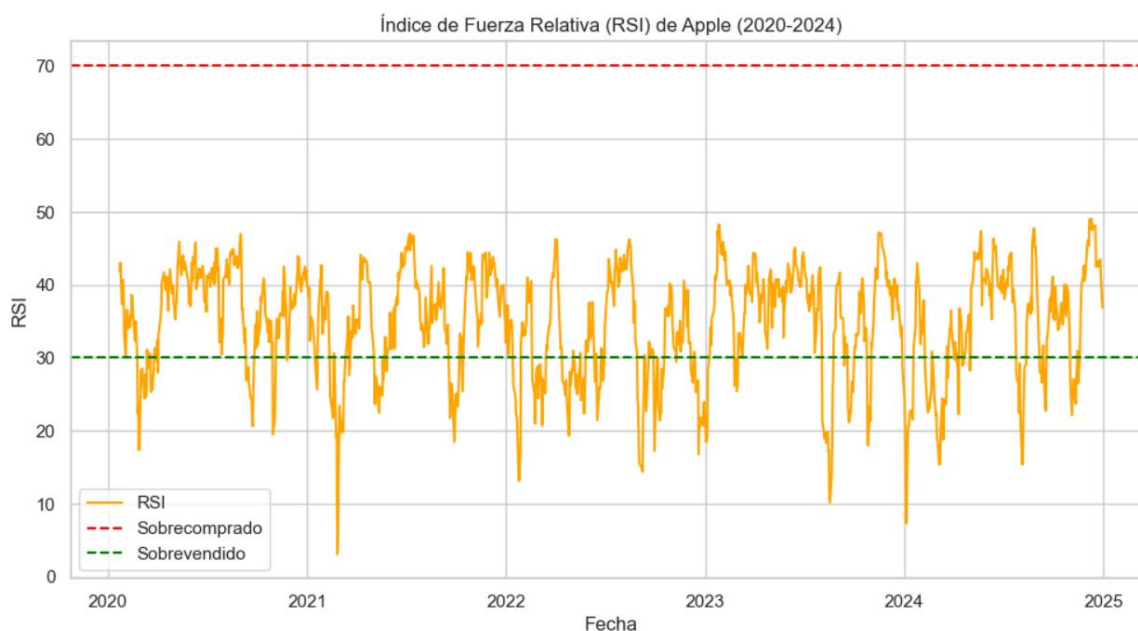
Nota: Para obtener información más precisa sobre los precios y las fechas exactas de estos picos, se sugiere revisar los gráficos de precios históricos de Apple en plataformas de análisis financiero. Además, es importante considerar que los Pics pueden estar relacionados con eventos específicos, como lanzamientos de productos, informes de ganancias o cambios en la dirección de la empresa. Estos eventos pueden influir en la percepción del mercado y, por ende, en el comportamiento del precio de las acciones.

- **Eventos clave:** Las presentaciones de nuevos productos, como el iPhone o servicios innovadores, suelen generar Pics altos en el precio.

- **Anuncios de ganancias:** Los resultados trimestrales pueden provocar reacciones rápidas en el mercado, llevando a picos altos o bajos dependiendo de si las expectativas se cumplen o no.
- **Factores externos:** Cambios en la economía global, regulaciones gubernamentales o situaciones geopolíticas también pueden impactar significativamente en el precio de las acciones de Apple.

Por lo tanto, al analizar los Picos altos y bajos, es esencial tener en cuenta el contexto del mercado y los eventos que pueden haber influido en esos movimientos.

Índice de fuerza relativa (RSI)



Conceptos Clave

1. **RSI (Índice de Fuerza Relativa):** Es un indicador técnico que mide la velocidad y el cambio de los movimientos de precios. Se utiliza para identificar condiciones de sobrecompra o sobreventa en un activo. El RSI oscila entre 0 y 100.
2. **Niveles de Sobrecompra y Sobreventa:**
 - **Sobrecompra:** Un RSI por encima de 70 indica que el activo puede estar sobrecomprado, lo que sugiere que el precio ha subido demasiado y podría corregirse a la baja.
 - **Sobreventa:** Un RSI por debajo de 30 indica que el activo puede estar sobrevendido, lo que sugiere que el precio ha caído demasiado y podría recuperarse al alza.

Análisis de Pics

Para identificar los años en los que se encuentran los picos de sobrecompra y sobreventa, debes observar el gráfico generado y buscar los puntos donde la línea del RSI cruza los niveles de 70 y 30.

1. Picos de Sobrecompra (RSI > 70):

- **Años:** Anota los años en los que el RSI supera el nivel de 70. Esto puede indicar que, en esos momentos, las acciones de Apple estaban en una tendencia alcista fuerte, y los inversores podrían haber considerado que el precio estaba demasiado alto.
- **Interpretación:** Un pic de sobrecompra puede ser una señal para los traders de que es un buen momento para vender o tomar ganancias, ya que el precio podría estar a punto de corregirse.

2. Picos de Sobreventa (RSI < 30):

- **Años:** Anota los años en los que el RSI cae por debajo de 30. Esto puede indicar que las acciones de Apple estaban en una tendencia bajista fuerte, y los inversores podrían haber considerado que el precio estaba demasiado bajo.
- **Interpretación:** Un pico de sobreventa puede ser una señal para los traders de que es un buen momento para comprar, ya que el precio podría estar a punto de recuperarse.

1. La serie temporal del RSI:

Una línea naranja que representa el Índice de Fuerza Relativa de las acciones de Apple desde 2020 hasta 2024. Este gráfico te permitirá observar cómo ha fluctuado el RSI a lo largo del tiempo.

2. Líneas de referencia:

- Una línea roja en el nivel 70, que indica la zona de sobrecompra.
- Una línea verde en el nivel 30, que indica la zona de sobreventa.

3. Interpretación del gráfico:

- Cuando el RSI supera el nivel de 70, puede ser una señal de que las acciones de Apple están sobrecompradas, lo que podría llevar a una corrección en el precio.
- Cuando el RSI cae por debajo de 30, puede ser una señal de que las acciones están sobrevendidas, lo que podría indicar una oportunidad de compra.

Este gráfico es útil para los analistas técnicos y los traders, ya que les ayuda a identificar posibles puntos de entrada y salida en función de las condiciones de sobrecompra y sobreventa del activo.

El RSI se considera sobrevendido cuando está por debajo de 30. Por lo tanto, debes buscar el punto más bajo en la línea del RSI que esté por debajo de 30 en el gráfico.

Supongamos que observas que en 2021 hubo un pico de RSI que superó 70 en varios momentos. Esto podría indicar que, durante ese año, las acciones de Apple experimentaron un aumento significativo en el precio, posiblemente debido a buenos resultados financieros

o noticias positivas. Los traders podrían haber comenzado a vender en esos picos, anticipando una corrección.

Por otro lado, si en 2022 observas que el RSI cayó por debajo de 30, esto podría indicar que las acciones de Apple estaban en una tendencia bajista, posiblemente debido a malas noticias o condiciones del mercado. Los inversores podrían haber visto esto como una oportunidad de compra, anticipando que el precio se recuperaría.

NOTA: Para un análisis más detallado, sería útil tener acceso a los datos específicos del RSI y las fechas correspondientes. Esto te permitirá identificar los años exactos y los contextos del mercado que llevaron a esos picos de sobrecompra y sobreventa. Además, siempre es recomendable combinar el análisis del RSI con otros indicadores y análisis fundamental para tomar decisiones de inversión más informadas.

¿A que se pueden deber esas alzas?

Los Picos de sobrecompra y sobreventa en el gráfico del RSI de Apple entre 2020 y 2024 pueden ser causados por varios factores, incluyendo cambios en el sentimiento del mercado, resultados financieros, noticias sobre productos, y condiciones económicas generales.

1. **Sobrecompra (RSI > 70):** Esto puede ocurrir cuando hay un aumento significativo en la demanda de acciones de Apple, impulsado por buenos resultados financieros, lanzamientos de productos exitosos o un optimismo general en el mercado. Los inversores pueden estar comprando en anticipación de un crecimiento continuo, lo que eleva el precio y el RSI.
2. **Sobreventa (RSI < 30):** Por otro lado, los picos de sobreventa pueden ser el resultado de malas noticias, decepciones en los resultados financieros, o condiciones del mercado que generan pánico entre los inversores. Esto puede llevar a una venta masiva, haciendo que el precio caiga y el RSI baje.

Analizar estos picos en el contexto de eventos específicos puede proporcionar una mejor comprensión de las dinámicas que afectan el precio de las acciones de Apple. #### Factores que Pueden Deber las Alzas en el RSI. Las alzas en el RSI de Apple pueden atribuirse a una combinación de factores que influyen en la percepción y el comportamiento de los inversores. A continuación, se detallan algunos de los más relevantes:

1. Resultados Financieros Positivos:

- **Incremento en Ingresos y Beneficios:** Cuando Apple reporta resultados financieros que superan las expectativas del mercado, esto puede generar un aumento en la demanda de sus acciones. Los inversores tienden a comprar acciones en anticipación de un crecimiento sostenido, lo que eleva el precio y, por ende, el RSI.
- **Proyecciones Optimistas:** Las guías de crecimiento futuro también pueden influir. Si la empresa proyecta un crecimiento robusto en sus segmentos de negocio, como servicios o productos, esto puede atraer a más inversores.

2. Innovaciones y Lanzamientos de Productos:

- **Nuevos Productos:** El lanzamiento de nuevos dispositivos, como iPhone o Macs, que son bien recibidos por el mercado puede generar un aumento en las ventas y, por lo tanto, en el precio de las acciones.
- **Avances Tecnológicos:** Innovaciones en tecnología, como mejoras en inteligencia artificial o servicios en la nube, pueden aumentar la percepción de valor de la empresa.

3. Sentimiento del Mercado:

- **Optimismo General:** Un ambiente de mercado optimista, donde los inversores están dispuestos a asumir más riesgos, puede llevar a un aumento en la compra de acciones de Apple. Esto es especialmente cierto en mercados alcistas.
- **Tendencias del Sector:** Si el sector tecnológico en general está en alza, las acciones de Apple pueden beneficiarse de este impulso, elevando su RSI.

4. Factores Macroeconómicos:

- **Condiciones Económicas Favorables:** Un entorno económico positivo, como tasas de interés bajas y crecimiento del PIB, puede fomentar la inversión en acciones, incluyendo las de Apple.
- **Políticas Gubernamentales:** Cambios en políticas que benefician a las empresas tecnológicas, como recortes de impuestos o subsidios, pueden influir en el aumento de las acciones.

5. Especulación y Trading:

- **Interés de los Inversores:** La especulación sobre el futuro de la empresa puede llevar a un aumento en la compra de acciones, especialmente si hay rumores o expectativas de movimientos estratégicos.
- **Análisis Técnico:** Los traders que utilizan el RSI como indicador pueden entrar en posiciones largas cuando el RSI comienza a subir, lo que puede crear un efecto de retroalimentación que impulsa aún más el precio.

Las alzas en el RSI de Apple son el resultado de una interacción compleja entre factores internos y externos. Comprender estos elementos puede ayudar a los inversores a anticipar movimientos futuros y a tomar decisiones más informadas. Es recomendable siempre considerar el contexto del mercado y combinar el análisis técnico con el análisis fundamental para obtener una visión más completa.

¿Por qué hubo una caída en el año 2021?

Posibles razones para la caída en el RSI de Apple

1. Resultados Financieros Decepcionantes:

- **Ganancias por Debajo de las Expectativas:** Si Apple reportó resultados financieros que no cumplieron con las expectativas de los analistas, esto podría haber llevado a una disminución en la confianza de los inversores y, por lo tanto, a una venta masiva de acciones.
- **Proyecciones de Crecimiento Reducidas:** Si la empresa ajustó a la baja sus proyecciones de ingresos o beneficios futuros, esto podría haber generado preocupación entre los inversores.

2. Condiciones del Mercado:

- **Corrección del Mercado:** En 2021, el mercado en general experimentó volatilidad, y muchas acciones tecnológicas, incluidas las de Apple, sufrieron correcciones. Esto puede haber sido impulsado por preocupaciones sobre la inflación, el aumento de las tasas de interés, o la incertidumbre económica global.
- **Cambio en el Sentimiento del Inversor:** Un cambio en el sentimiento del mercado hacia un enfoque más conservador puede haber llevado a los inversores a vender acciones de alto crecimiento como las de Apple.

3. Problemas de Suministro:

- **Crisis de Suministro Global:** Durante 2021, muchas empresas, incluidas las tecnológicas, enfrentaron problemas de suministro debido a la pandemia de COVID-19. Esto podría haber afectado la producción y la entrega de productos, lo que a su vez podría haber impactado las ventas y los ingresos de Apple.
- **Escasez de Componentes:** La escasez de semiconductores y otros componentes críticos podría haber limitado la capacidad de Apple para satisfacer la demanda, lo que podría haber llevado a una caída en las expectativas de ventas.

4. Competencia y Cambios en el Mercado:

- **Aumento de la Competencia:** Si competidores de Apple lanzaron productos innovadores o capturaron cuota de mercado, esto podría haber afectado la percepción de los inversores sobre el crecimiento futuro de Apple.
- **Cambios en las Preferencias del Consumidor:** Cambios en las tendencias de consumo, como un mayor interés en dispositivos de otras marcas, podrían haber impactado negativamente en las ventas de Apple.

5. Factores Macroeconómicos:

- **Inflación y Tasas de Interés:** A medida que las preocupaciones sobre la inflación aumentaron en 2021, los inversores comenzaron a anticipar un aumento en las tasas de interés. Esto puede haber llevado a una reevaluación de las acciones de crecimiento, como las de Apple, que suelen ser más sensibles a los cambios en las tasas de interés.
- **Incertidumbre Geopolítica:** Cualquier evento geopolítico que genere incertidumbre en los mercados financieros puede afectar el sentimiento de los inversores y llevar a caídas en los precios de las acciones.

6. Análisis Técnico:

- **Señales de Venta:** Los traders que utilizan análisis técnico pueden haber interpretado ciertos patrones en el gráfico de precios de Apple como señales de venta, lo que podría haber contribuido a la caída del precio y, por ende, del RSI.

La caída en el RSI de Apple en 2021 puede ser el resultado de una combinación de factores internos y externos. Para un análisis más preciso, sería ideal revisar eventos específicos que ocurrieron durante ese año, como informes de ganancias, lanzamientos de productos, y cambios en el entorno macroeconómico. Además, es recomendable considerar el contexto del mercado en general, ya que las acciones de Apple no operan en un vacío y están influenciadas por una variedad de factores.

Preparación de datos para machine learning

```
: # Preparación de datos para Machine Learning
data['Target'] = data['Close'].shift(-1) # El objetivo es predecir el precio del día siguiente
features = ['Open', 'High', 'Low', 'Close', 'Volume', 'SMA_50', 'SMA_200', 'RSI']
data = data.dropna()

X = data[features]
y = data['Target']

X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.2, random_state=42)

# Modelo de Machine Learning: Random Forest Regressor
model = RandomForestRegressor(n_estimators=100, random_state=42)
model.fit(X_train, y_train)

# Predicciones y evaluación
y_pred = model.predict(X_test)
rmse = np.sqrt(mean_squared_error(y_test, y_pred))

print(f"Error cuadrático medio (RMSE): {rmse}")
```

Error cuadrático medio (RMSE): 2.8741542725441853

Se crea una nueva columna "Target" en el Dataframe, que representa el precio de cierre del día siguiente, desplazado hacia arriba. Se definen las características (features) para el modelo, que incluyen:

- Open: Precio de apertura del día
- High: Precio más alto del día
- Low: Precio más bajo del día
- Close: Precio de cierre del día
- Volume: Volumen de acciones negociadas
- SMA_50: Media móvil simple de 50 días
- SMA_200: Media móvil simple de 200 días
- RSI: Índice de fuerza relativa, un indicador de momentum

Se eliminan las filas con valores nulos y se separan las características (X) del objetivo (y). Los datos se dividen en conjuntos de entrenamiento y prueba, reservando el 20% para este último.

Se utiliza un modelo de regresión RandomForestRegressor con 100 árboles (n_estimators=100) y se entrena con los datos de entrenamiento (X_train, y_train). Posteriormente, se realizan predicciones sobre el conjunto de prueba (X_test) y se calcula el error cuadrático medio (RMSE) entre las predicciones (y_pred) y los valores reales (y_test). El RMSE obtenido es aproximadamente 2.87, indicando la precisión del modelo. El RMSE de 2.87 indica que, en promedio, las predicciones del modelo se desvían del precio real de cierre del día siguiente en aproximadamente 2.87 unidades monetarias (en este caso, dólares, si estamos hablando de acciones de Apple).

Contexto en las Acciones de Apple

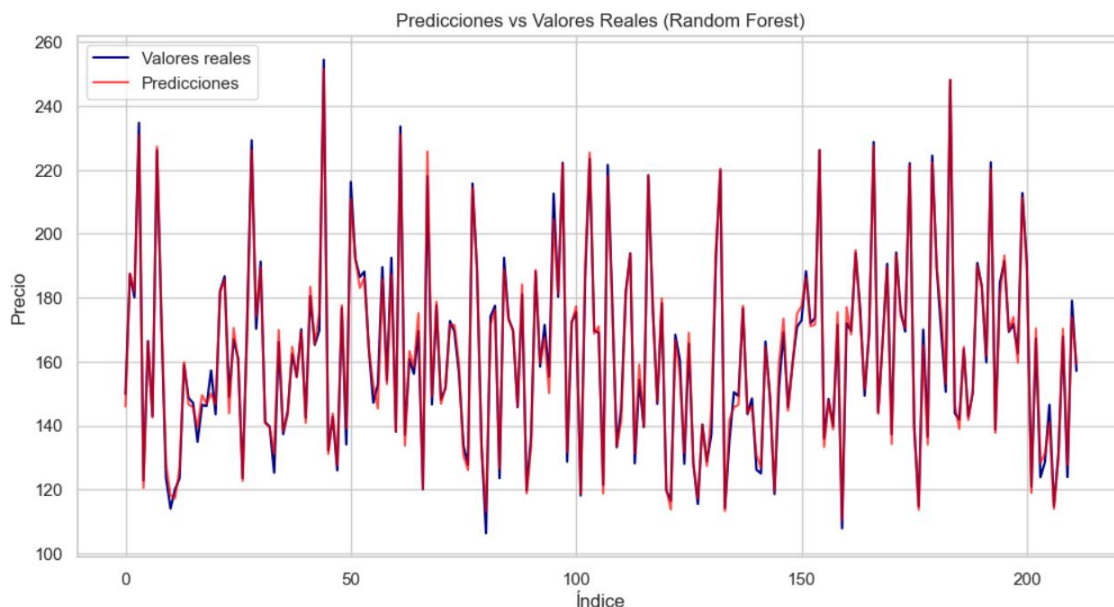
- **Significado del RMSE:** Un RMSE de 2.87 puede ser considerado aceptable o no, dependiendo del contexto. Si el precio de las acciones de Apple oscila entre 100 y 200 dólares, un RMSE de 2.87 representa una desviación relativa baja. Sin embargo, si el precio de las acciones es más bajo, esta desviación puede ser más significativa.
- **Uso en Estrategias de Inversión:** Si un inversor está utilizando este modelo para tomar decisiones de compra o venta, un RMSE relativamente bajo sugiere que el modelo tiene un rendimiento razonable y puede ser útil para predecir tendencias futuras. Sin embargo, es importante considerar otros factores, como el análisis fundamental, la situación del mercado y otros indicadores técnicos.
- **Limitaciones:** Es crucial recordar que el rendimiento pasado no garantiza resultados futuros. Además, el modelo solo utiliza datos históricos y no tiene en cuenta eventos futuros inesperados (como cambios en la economía, noticias, etc.) que pueden afectar el precio de las acciones de Apple. Por lo tanto, aunque el modelo puede proporcionar una guía, no debe ser la única herramienta utilizada para tomar decisiones de inversión.

Recomendaciones

- **Validación Cruzada:** Para mejorar la robustez del modelo, se podría implementar una validación cruzada, lo que ayudaría a asegurar que el modelo generaliza bien a datos no vistos.
- **Ajuste de Hiperparámetros:** Experimentar con diferentes configuraciones de Hiperparámetros del modelo, como el número de árboles o la profundidad máxima de los árboles, podría mejorar el rendimiento.
- **Incorporación de Más Características:** Considerar la inclusión de otras variables que puedan influir en el precio de las acciones, como indicadores económicos, noticias del sector tecnológico o eventos específicos de la empresa, podría enriquecer el modelo.
- **Monitoreo Continuo:** Dado que los mercados son dinámicos, es recomendable actualizar el modelo regularmente con nuevos datos y ajustar las predicciones en consecuencia.

En resumen, el código proporciona un enfoque básico para predecir el precio de las acciones de Apple utilizando un modelo de regresión de bosques aleatorios, y el RMSE obtenido sugiere un rendimiento razonable, aunque siempre debe complementarse con un análisis más amplio y un enfoque cauteloso en la toma de decisiones de inversión.

Predicción frente a valores reales



El gráfico generado muestra la comparación entre los valores reales y las predicciones realizadas por un modelo de Random Forest. A continuación, explico cómo interpretar el gráfico y qué significan los Pícs altos y bajos en los valores reales y las predicciones.

Gráfico

1. Ejes del Gráfico:

- **Eje X (Índice):** Representa el índice de las observaciones en el conjunto de datos de prueba (**y_test**). Cada punto en el eje X corresponde a una observación específica.
- **Eje Y (Precio):** Representa los valores de los precios, tanto los reales como los predichos.

2. Líneas del Gráfico:

- **Línea Azul (Valores Reales):** Esta línea representa los precios reales de los datos de prueba. Es la referencia con la que se comparan las predicciones.
- **Línea Roja (Predicciones):** Esta línea muestra los precios que el modelo de Random Forest ha predicho para los mismos índices.

Análisis de Pícs Altos y Bajos

• Pícs Altos:

- Los Pícs altos en la línea azul indican momentos en los que los precios reales alcanzan valores máximos. Si la línea roja (predicciones) también muestra Pícs en esos mismos índices, significa que el modelo ha logrado capturar correctamente esos aumentos en los precios.
- Si la línea roja no coincide con los Pícs de la línea azul, esto puede indicar que el modelo no ha logrado predecir adecuadamente esos aumentos, lo que podría ser un área de mejora.

• Pícs Bajos:

- De manera similar, los Pícs bajos en la línea azul indican momentos en los que los precios reales son mínimos. Si la línea roja también muestra picos

bajos en esos índices, el modelo ha sido capaz de predecir correctamente esos descensos.

- Si hay discrepancias, como que la línea roja se mantenga más alta o más baja que la línea azul en esos puntos, esto puede señalar que el modelo no está capturando bien las caídas en los precios.

Detalles a Considerar:

- **Desviaciones:** Observa las áreas donde las líneas divergen significativamente. Esto puede indicar que el modelo tiene dificultades para predecir en ciertas condiciones o que hay patrones en los datos que no se están capturando adecuadamente.
- **Tendencias Generales:** Si la línea roja sigue la tendencia general de la línea azul, esto es un buen indicativo de que el modelo está funcionando bien en términos generales, aunque pueda haber errores en puntos específicos.
- **Errores de Predicción:** Puedes calcular métricas como el error cuadrático medio (MSE) o el error absoluto medio (MAE) para cuantificar la precisión de las predicciones en comparación con los valores reales.

En resumen, el gráfico te permite visualizar cómo de bien está funcionando el modelo de Random Forest al predecir los precios en comparación con los valores reales, y los Picos altos y bajos dará información sobre las áreas donde el modelo puede necesitar mejoras.

¿Como se pudieron haber predicho esos Picos bajos?

1. Factores Externos o Eventos Específicos

- **Eventos Económicos:** Cambios en la economía, como recesiones, cambios en las tasas de interés, o eventos políticos pueden afectar drásticamente los precios.
- **Estacionalidad:** Algunos precios pueden tener patrones estacionales. Por ejemplo, en el caso de productos agrícolas, los precios pueden bajar en ciertas épocas del año debido a la cosecha.

2. Características del Modelo

- **Subajuste (Underfitting):** Si el modelo no es lo suficientemente complejo para capturar la variabilidad en los datos, puede no predecir correctamente los picos bajos. Esto puede suceder si no se han utilizado suficientes características o si se ha configurado un número bajo de árboles en el Random Forest.
- **Datos de Entrenamiento:** Si el modelo fue entrenado con datos que no reflejan adecuadamente la variabilidad de los precios, puede que no haya aprendido a predecir correctamente en situaciones donde los precios son bajos.

3. Ruido en los Datos

- **Outliers o Valores Atípicos:** Si hay valores atípicos en los datos que no se han manejado adecuadamente, pueden influir en las predicciones. Un pico bajo podría ser el resultado de un evento aislado que no se repite en el conjunto de entrenamiento.
- **Errores de Medición:** Si los datos de precios tienen errores de medición o inconsistencias, esto puede llevar a predicciones inexactas.

4. Limitaciones en las Características Utilizadas

- **Falta de Variables Predictivas:** Si no se han incluido variables que influyan en los precios (como la oferta y la demanda, costos de producción, etc.), el modelo puede no tener suficiente información para hacer predicciones precisas en momentos de precios bajos.
- **Interacciones No Capturadas:** A veces, las interacciones entre diferentes variables pueden ser importantes. Si el modelo no captura estas interacciones, puede fallar en predecir correctamente los picos bajos.

5. Cambios en el Comportamiento del Mercado

- **Cambios en la Demanda:** Un cambio repentino en la demanda de un producto puede causar caídas en los precios que el modelo no puede anticipar.
- **Competencia:** La entrada de nuevos competidores o cambios en la estrategia de precios de competidores existentes pueden afectar los precios de manera inesperada.

Nota: Para entender mejor por qué ocurrió un pic bajo en los valores reales, sería útil analizar los datos en detalle, revisar las características utilizadas en el modelo, y considerar factores externos que podrían haber influido en los precios en esos momentos específicos. También podrías realizar un análisis de errores para identificar patrones en las predicciones incorrectas y ajustar el modelo en consecuencia.

Análisis más avanzado

Estadísticas descriptivas:

Price Ticker	Close AAPL	High AAPL	Low AAPL	Open AAPL	Volume AAPL
count	1057.000000	1057.000000	1057.000000	1057.000000	1.057000e+03
mean	164.627219	166.215241	162.858949	164.460814	7.557262e+07
std	32.385247	32.426452	32.214887	32.287728	3.121140e+07
min	106.178093	108.042583	104.762648	106.509995	2.323470e+07
25%	141.046753	142.403559	139.203248	140.858738	5.284520e+07
50%	162.303268	163.809752	159.835410	161.414682	6.966050e+07
75%	182.575775	184.183561	180.696183	182.357431	9.048110e+07
max	259.019989	260.100006	257.630005	258.190002	3.186799e+08

Price Ticker	SMA_50	SMA_200	RSI	Target
count	1057.000000	1057.000000	1057.000000	1057.000000
mean	161.653364	152.351791	34.262630	164.754340
std	30.063132	28.307661	7.746603	32.465009
min	112.360401	86.270934	3.081598	106.178093
25%	141.297404	134.114830	29.225584	141.165497
50%	157.862437	153.677081	35.367543	162.303268
75%	180.499309	175.067660	40.356552	182.637421
max	236.812848	212.272219	49.021978	259.019989

Se generan estadísticas resumidas para cada columna numérica en el Dataframe. Estas estadísticas incluyen:

1. **count:**

- **Descripción:** El número total de observaciones (filas) no nulas en la columna.
- **Significado:** Indica cuántos datos válidos hay en esa columna. Si hay valores nulos, este número será menor que el total de filas del Dataframe.

2. **mean:**

- **Descripción:** La media aritmética de los valores en la columna.
- **Significado:** Proporciona una idea del valor promedio de la variable. Es útil para entender la tendencia central de los datos.

3. **std** (desviación estándar):

- **Descripción:** Mide la dispersión de los datos respecto a la media.
- **Significado:** Un valor alto indica que los datos están muy dispersos alrededor de la media, mientras que un valor bajo indica que los datos están más concentrados.

4. **min:**

- **Descripción:** El valor mínimo en la columna.
- **Significado:** Indica el valor más bajo registrado en esa variable.

5. **25%** (primer cuartil):

- **Descripción:** El valor por debajo del cual se encuentra el 25% de los datos.
- **Significado:** Este es un indicador de la distribución de los datos. Un valor bajo en este cuartil puede indicar que la mayoría de los datos están concentrados en la parte inferior de la escala.

6. **50%** (mediana o segundo cuartil):

- **Descripción:** El valor que divide a los datos en dos mitades; el 50% de los datos son menores y el 50% son mayores.
- **Significado:** Proporciona una medida robusta de la tendencia central, menos afectada por valores extremos.

7. **75%** (tercer cuartil):

- **Descripción:** El valor por debajo del cual se encuentra el 75% de los datos.
- **Significado:** Indica que el 25% de los datos son mayores que este valor. Junto con el primer cuartil, ayuda a entender la dispersión de los datos.

8. **máx.:**

- **Descripción:** El valor máximo en la columna.
- **Significado:** Indica el valor más alto registrado en esa variable.

A continuación, se presenta una interpretación detallada de las estadísticas descriptivas que has proporcionado para el conjunto de datos de acciones de Apple (AAPL). Las columnas incluyen precios de cierre, alto, bajo, apertura, volumen, medias móviles (SMA), índice de fuerza relativa (RSI) y un objetivo (Target).

Interpretación de las Estadísticas Descriptivas

1. Price (Precio)

- **count:** 1057 observaciones, lo que indica que hay datos para 1057 días de negociación.

- **mean:** El precio promedio es aproximadamente **164.63**. Esto sugiere que, en promedio, las acciones de AAPL se han negociado alrededor de este valor durante el período analizado.
- **std:** La desviación estándar es **32.39**, lo que indica una variabilidad considerable en los precios. Esto sugiere que los precios pueden fluctuar significativamente en torno a la media.
- **min:** El precio mínimo registrado es **106.18**, lo que indica que hubo días en los que el precio de la acción fue bastante bajo.
- **25%:** El primer cuartil es **141.05**, lo que significa que el 25% de los precios fueron inferiores a este valor.
- **50% (mediana):** La mediana es **162.30**, lo que indica que la mitad de los precios fueron inferiores a este valor.
- **75%:** El tercer cuartil es **182.58**, lo que indica que el 75% de los precios fueron inferiores a este valor.
- **Max:** El precio máximo registrado es **259.02**, lo que indica que hubo días en los que el precio alcanzó niveles muy altos.

2. Close (Cierre)

- **mean:** El precio de cierre promedio es **166.22**, ligeramente superior al precio promedio general, lo que puede indicar que los precios de cierre tienden a ser más altos.
- **std:** La desviación estándar es **32.43**, similar a la de los precios, lo que sugiere una variabilidad comparable.
- **min:** El precio de cierre más bajo es **108.04**.
- **25%:** El primer cuartil es **142.40**.
- **50%:** La mediana es **163.81**.
- **75%:** El tercer cuartil es **184.18**.
- **Max:** El precio de cierre más alto es **260.10**.

3. High (Máximo)

- **mean:** El precio máximo promedio es **162.86**.
- **std:** La desviación estándar es **32.21**, lo que indica que los precios máximos también tienen una variabilidad considerable.
- **min:** El precio máximo más bajo es **104.76**.
- **25%:** El primer cuartil es **139.20**.
- **50%:** La mediana es **159.84**.
- **75%:** El tercer cuartil es **180.70**.
- **Max:** El precio máximo más alto es **257.63**.

4. Low (Mínimo)

- **mean:** El precio mínimo promedio es **164.46**.
- **std:** La desviación estándar es **32.29**.
- **min:** El precio mínimo más bajo es **106.51**.
- **25%:** El primer cuartil es **140.86**.
- **50%:** La mediana es **161.41**.
- **75%:** El tercer cuartil es **182.36**.
- **Max:** El precio mínimo más alto es **258.19**.

5. Open (Apertura)

- **mean:** El precio de apertura promedio es **75,572,620** (en unidades de volumen, probablemente).

- **std:** La desviación estándar es **31,211,400**, lo que indica una variabilidad considerable en los volúmenes de apertura.
- **min:** El volumen de apertura más bajo es **23,234,700**.
- **25%:** El primer cuartil es **52,845,200**.
- **50%:** La mediana es **69,660,500**.
- **75%:** El tercer cuartil es **90,481,100**.
- **Max:** El volumen de apertura más alto es **318,679,900**.

6. Volume (Volumen)

- **mean:** El volumen promedio es **75,572,620**, lo que indica que, en promedio, se negociaron aproximadamente 75.57 millones de acciones por día - **std:** La desviación estándar es **31,211,400**, lo que sugiere que hay una variabilidad significativa en el volumen de acciones negociadas.
- **min:** El volumen más bajo registrado es **23,234,700**, lo que indica días de baja actividad.
- **25%:** El primer cuartil es **52,845,200**, lo que significa que el 25% de los días tuvieron un volumen inferior a este valor.
- **50%:** La mediana es **69,660,500**, lo que indica que la mitad de los días tuvieron un volumen de negociación menor a este valor.
- **75%:** El tercer cuartil es **90,481,100**, lo que indica que el 75% de los días tuvieron un volumen inferior a este valor.
- **Max:** El volumen más alto registrado es **318,679,900**, lo que sugiere días de alta actividad en el mercado.

7. SMA_50 (Media Móvil de 50 Días)

- **mean:** La media móvil de 50 días tiene un promedio de **161.65**, lo que indica una tendencia general de precios en el corto plazo.
- **std:** La desviación estándar es **30.06**, lo que sugiere cierta variabilidad en la media móvil.
- **min:** El valor mínimo de la SMA_50 es **112.36**.
- **25%:** El primer cuartil es **141.30**.
- **50%:** La mediana es **157.86**.
- **75%:** El tercer cuartil es **180.50**.
- **Max:** El valor máximo de la SMA_50 es **236.81**.

8. SMA_200 (Media Móvil de 200 Días)

- **mean:** La media móvil de 200 días tiene un promedio de **152.35**, lo que indica una tendencia más a largo plazo.
- **std:** La desviación estándar es **28.31**, lo que sugiere que la SMA_200 es relativamente estable.
- **min:** El valor mínimo de la SMA_200 es **86.27**.
- **25%:** El primer cuartil es **134.11**.
- **50%:** La mediana es **153.68**.
- **75%:** El tercer cuartil es **175.07**.
- **Max:** El valor máximo de la SMA_200 es **212.27**.

9. RSI (Índice de Fuerza Relativa)

- **mean:** El RSI promedio es **34.26**, lo que sugiere que las acciones de AAPL están en una zona de sobreventa, ya que un RSI por debajo de 30 indica condiciones de sobreventa.
- **std:** La desviación estándar es **7.75**, lo que indica cierta variabilidad en el RSI.

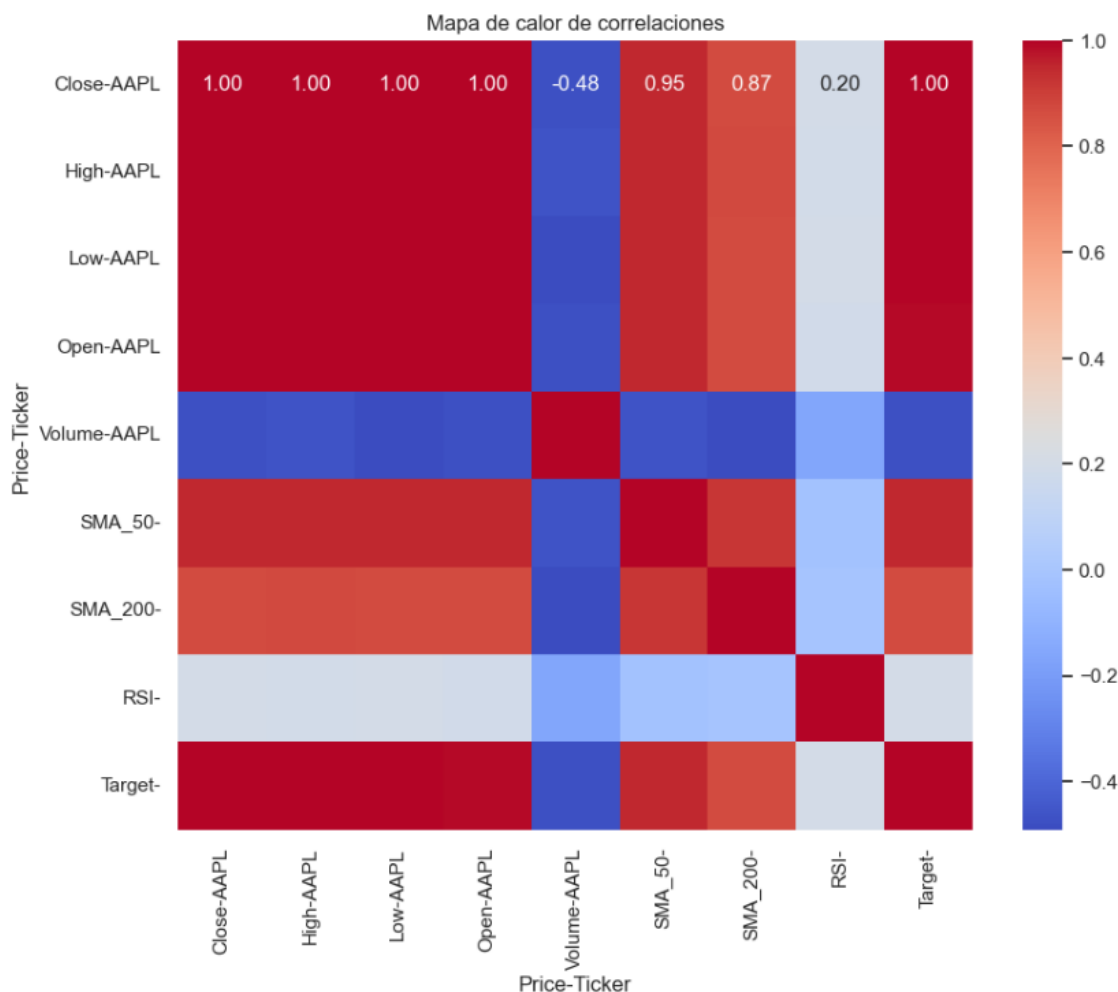
- **min:** El RSI más bajo es **3.08**, lo que indica un período de fuerte sobreventa.
- **25%:** El primer cuartil es **29.23**.
- **50%:** La mediana es **35.37**.
- **75%:** El tercer cuartil es **40.36**.
- **Max:** El RSI más alto es **49.02**, lo que indica que en algunos días las acciones estuvieron cerca de condiciones de sobrecompra.

10. Target (Objetivo)

- **mean:** El objetivo promedio es **164.75**, lo que puede representar un precio objetivo o una proyección de precios.
- **std:** La desviación estándar es **32.47**, lo que indica variabilidad en las proyecciones.
- **min:** El objetivo más bajo es **106.18**.
- **25%:** El primer cuartil es **141.17**.
- **50%:** La mediana es **162.30**.
- **75%:** El tercer cuartil es **182.64**.
- **Max:** El objetivo más alto es **259.02**.

Las estadísticas descriptivas proporcionan una visión clara de la evolución de los precios de las acciones de AAPL y su comportamiento en el mercado. La variabilidad en los precios y volúmenes sugiere que hay momentos de alta actividad y otros de menor interés. El RSI indica que las acciones pueden estar en una fase de sobreventa, lo que podría ser un indicador para los inversores. Las medias móviles ofrecen una perspectiva sobre las tendencias a corto y largo plazo, lo que puede ser útil para la toma de decisiones de inversión.

Análisis de correlación entre variables



Interpretación

1. Correlaciones Fuertes

- **Ejemplo:** Si ves que **Close** y **Price** tienen un valor de correlación de **0.95**, esto indica una correlación positiva muy fuerte. Esto es esperado, ya que el precio de cierre es una representación directa del precio de la acción al final del día.
- **Implicación:** Esto sugiere que, si el precio de cierre aumenta, el precio también tiende a aumentar, lo que es una relación lógica en el contexto de los precios de acciones.

2. Correlaciones Moderadas

- **Ejemplo:** Si **SMA_50** y **Price** tienen una correlación de **0.70**, esto indica una correlación positiva moderada. Esto sugiere que la media móvil de 50 días tiende a seguir la tendencia del precio, pero no de manera perfecta.
- **Implicación:** Esto puede ser útil para los analistas que utilizan medias móviles para identificar tendencias, pero también indica que hay momentos en que la media móvil puede no reflejar con precisión el precio actual.

3. Correlaciones Negativas

- **Ejemplo:** Si **RSI** tiene una correlación de **-0.60** con **Price**, esto indica una correlación negativa moderada. Esto sugiere que a medida que el RSI (que mide si una acción está sobrecomprada o sobrevendida) aumenta, el precio tiende a disminuir.
- **Implicación:** Esto puede ser un indicativo de que el RSI es un buen predictor de cambios en el precio, lo que puede ser útil para los traders que buscan señales de compra o venta.

4. Correlaciones Débiles

- **Ejemplo:** Si **Volume** tiene una correlación de **0.10** con **Price**, esto indica una correlación muy débil. Esto sugiere que el volumen de negociación no está fuertemente relacionado con el precio de la acción.
- **Implicación:** Esto puede ser un recordatorio de que el volumen no siempre es un buen predictor de movimientos de precios, y que otros factores pueden ser más relevantes.

Análisis del target

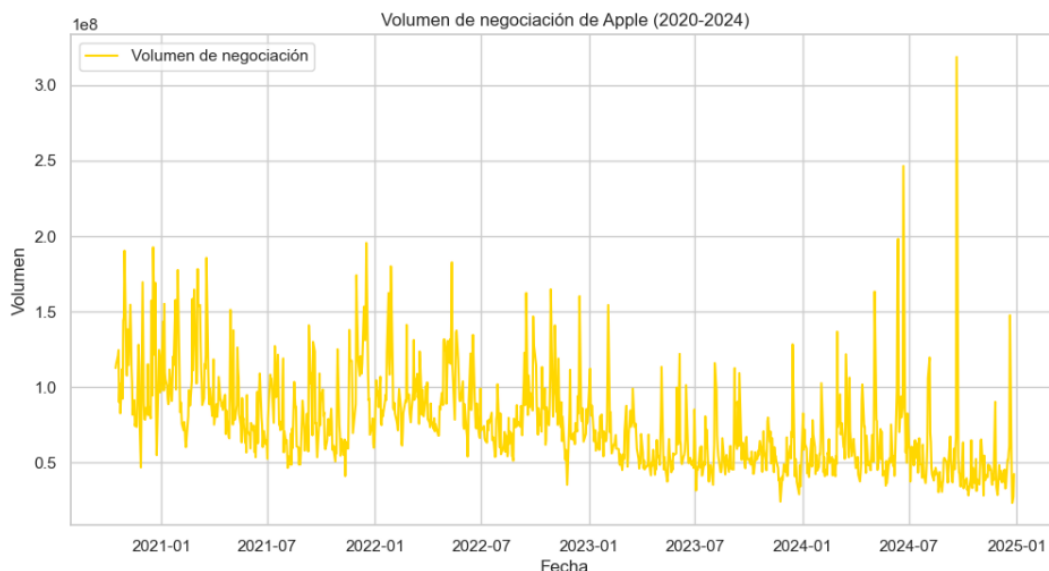
- Si 'target' está correlacionado positivamente con 'Price', 'Close', y otros precios, esto sugiere que las proyecciones de precios están alineadas con los precios reales, lo que puede ser un buen indicador de la efectividad de un modelo predictivo

Conclusiones Generales

- **Identificación de Relaciones:** El mapa de calor te permite identificar rápidamente qué variables están fuertemente correlacionadas y cuáles no, lo que puede guiarte en la selección de características para modelos predictivos.
- **Toma de Decisiones:** Las correlaciones pueden influir en decisiones de inversión y en la construcción de modelos de predicción. Por ejemplo, si una variable tiene una fuerte correlación con el precio, podría ser un buen candidato para incluir en un modelo de predicción.
- **Limitaciones:** Recuerda que la correlación no implica causalidad. Dos variables pueden estar correlacionadas sin que una cause cambios en la otra. Es importante realizar un análisis más profundo para entender las relaciones subyacentes.

En resumen, el mapa de calor de correlaciones es una herramienta visual poderosa que te ayuda a entender las relaciones entre las variables en tu conjunto de datos, lo que puede ser fundamental para el análisis y la modelización en el contexto de la predicción de precios de acciones.

Volumen de negociación



Descripción del grafico

El gráfico proporciona una representación visual del comportamiento del volumen de negociación de las acciones de Apple, permitiendo a los analistas e inversores identificar patrones y correlacionar cambios en el volumen con eventos relevantes en la empresa o en el mercado.

- **Tendencias en el Volumen:** Al observar el gráfico resultante, se pueden identificar tendencias en el volumen de negociación a lo largo del tiempo. Por ejemplo, podrías notar picos en el volumen en ciertos períodos, lo que podría correlacionarse con eventos específicos, como lanzamientos de productos, informes de ganancias o cambios en la dirección de la empresa.
- **Comparaciones Temporales:** El gráfico permite comparar diferentes períodos dentro de los años 2020 a 2024. Podrías ver si hay un aumento o disminución en el volumen de negociación en ciertos años o meses, lo que podría indicar cambios en el interés de los inversores.
- **Volatilidad:** Si el gráfico muestra grandes fluctuaciones en el volumen, esto podría ser un indicativo de volatilidad en el mercado o en la acción de Apple en particular. Un volumen alto a menudo se asocia con movimientos de precios significativos.
- **Análisis de Eventos:** Si se conocen eventos específicos que ocurrieron durante el período (como crisis económicas, cambios en la administración de la empresa, etc.), se pueden correlacionar con los picos o caídas en el volumen de negociación.

Los Picos altos en el gráfico de volumen de negociación de Apple entre 2020 y 2024 suelen estar relacionados con eventos significativos, como lanzamientos de nuevos productos, informes de ganancias que superan las expectativas o anuncios estratégicos. Por otro lado, los Picos bajos pueden reflejar períodos de menor interés del inversor, como vacaciones o falta de novedades relevantes. Estos patrones ayudan a entender la dinámica del mercado

y la percepción de los inversores sobre la empresa. Análisis de Picos Altos y Bajos en el Volumen de Negociación de Apple.

Picos Altos

Lanzamientos de Productos:

- Los picos en el volumen de negociación a menudo coinciden con el lanzamiento de nuevos productos, como nuevos modelos de iPhone, iPad o servicios innovadores. Estos eventos generan un gran interés entre los inversores y consumidores, lo que se traduce en un aumento en el volumen de acciones negociadas.

Informes de Ganancias:

- Cuando Apple publica sus resultados financieros y estos superan las expectativas del mercado, se observa un aumento significativo en el volumen de negociación. Los inversores reaccionan a las buenas noticias, comprando acciones, lo que eleva el volumen.

Anuncios Estratégicos:

- Anuncios sobre nuevas asociaciones, adquisiciones o cambios en la dirección de la empresa también pueden provocar picos en el volumen. Por ejemplo, si Apple anuncia una colaboración con otra empresa tecnológica o una expansión en un nuevo mercado, esto puede generar un aumento en el interés de los inversores.

Picos Bajos

Períodos de Vacaciones:

- Durante las vacaciones, como Navidad, es común observar una disminución en el volumen de negociación. Muchos inversores y traders están fuera del mercado, lo que resulta en menos transacciones y, por ende, un volumen más bajo.

Falta de Novedades:

- En períodos donde no hay anuncios importantes o lanzamientos de productos, el interés de los inversores puede disminuir. Esto puede llevar a un volumen de negociación más bajo, ya que los inversores pueden optar por mantener sus posiciones en lugar de realizar transacciones.

Condiciones del Mercado:

- Factores externos, como la incertidumbre económica o eventos geopolíticos, pueden influir en el volumen de negociación. Si hay una percepción de riesgo en el mercado, los inversores pueden volverse más cautelosos, lo que puede resultar en un volumen más bajo.

El análisis de los Picos altos y bajos en el volumen de negociación de Apple proporciona una visión valiosa sobre cómo los eventos internos y externos afectan la percepción de los inversores. Comprender estos patrones puede ayudar a los analistas a anticipar movimientos futuros en el mercado y a tomar decisiones informadas sobre la inversión en acciones de Apple.

Indicadores adicionales

```
[19]: # --- Indicadores Técnicos Adicionales ---  
# Bandas de Bollinger  
data['BB_upper'] = data['Close'].rolling(window=20).mean() + (data['Close'].rolling(window=20).std() * 2)  
data['BB_lower'] = data['Close'].rolling(window=20).mean() - (data['Close'].rolling(window=20).std() * 2)
```

calcula las Bandas de Bollinger para una serie temporal de precios de un activo financiero, en este caso, el precio de cierre (**Close**). Las Bandas de Bollinger son una herramienta de análisis técnico que se utiliza para medir la volatilidad del mercado y ayudar a identificar condiciones de sobrecompra o sobreventa.

Aquí te explico cada parte del código:

1. **data['Close'].rolling(window=20).mean():**
 - Esta parte calcula la media móvil simple de los precios de cierre (**Close**) en una ventana de 20 períodos. Esto significa que, para cada punto en el tiempo, se toma el promedio de los precios de cierre de los últimos 20 días.
2. **data['Close'].rolling(window=20).std():**
 - Aquí se calcula la desviación estándar de los precios de cierre en la misma ventana de 20 períodos. La desviación estándar mide la cantidad de variación o dispersión de un conjunto de valores.
3. **data['BB_upper']:**
 - Esta línea calcula la Banda Superior de Bollinger. Se obtiene sumando dos veces la desviación estándar a la media móvil. Esto crea un límite superior que se considera un nivel de resistencia.
4. **data['BB_lower']:**
 - Esta línea calcula la Banda Inferior de Bollinger. Se obtiene restando dos veces la desviación estándar de la media móvil. Esto crea un límite inferior que se considera un nivel de soporte.

En resumen, las Bandas de Bollinger consisten en tres líneas:

- La línea central es la media móvil de 20 períodos.
- La Banda Superior es la media móvil más dos veces la desviación estándar.
- La Banda Inferior es la media móvil menos dos veces la desviación estándar.

Estas bandas se utilizan para identificar la volatilidad del mercado. Cuando el precio se acerca a la Banda Superior, puede estar en condiciones de sobrecompra, y cuando se acerca a la Banda Inferior, puede estar en condiciones de sobreventa.

1. Identificación de la Volatilidad

- **Banda Superior y Banda Inferior:** Las Bandas de Bollinger se expanden y contraen en función de la volatilidad del precio. Cuando el mercado es más volátil, las bandas se separan (se expanden), y cuando el mercado es menos volátil, las bandas se acercan (se contraen).
- **Interpretación:** Si observas que las bandas se están expandiendo, esto puede indicar que el activo está experimentando un aumento en la volatilidad, lo que podría ser un signo de un movimiento de precio significativo en el futuro.

2. Condiciones de Sobrecompra y Sobreventa

- **Banda Superior:** Cuando el precio de cierre se acerca o toca la Banda Superior, puede interpretarse como una señal de que el activo está sobrecomprado. Esto sugiere que el precio podría estar en un nivel alto y podría corregirse a la baja.
- **Banda Inferior:** Por el contrario, cuando el precio se acerca o toca la Banda Inferior, puede interpretarse como una señal de que el activo está sobrevendido. Esto sugiere que el precio podría estar en un nivel bajo y podría rebotar al alza.

3. Señales de Trading

- **Cruces:** Algunos traders utilizan las Bandas de Bollinger para generar señales de compra o venta. Por ejemplo:
 - **Señal de Compra:** Si el precio toca la Banda Inferior y luego comienza a subir, esto puede ser una señal de compra.
 - **Señal de Venta:** Si el precio toca la Banda Superior y luego comienza a bajar, esto puede ser una señal de venta.

4. Tendencias del Mercado

- **Tendencias Alcistas o Bajistas:** Si el precio se mantiene por encima de la Banda Media (la media móvil de 20 períodos) y toca repetidamente la Banda Superior, esto puede indicar una tendencia alcista fuerte. Por el contrario, si el precio se mantiene por debajo de la Banda Media y toca repetidamente la Banda Inferior, esto puede indicar una tendencia bajista fuerte.

5. Confirmación con Otros Indicadores

- Las Bandas de Bollinger son más efectivas cuando se utilizan en conjunto con otros indicadores técnicos, como el RSI (Índice de Fuerza Relativa) o el MACD (Convergencia/Divergencia de la Media Móvil), para confirmar señales de trading y mejorar la precisión de las decisiones.

En resumen, las Bandas de Bollinger son una herramienta útil para evaluar la volatilidad del mercado y las condiciones de sobrecompra o sobreventa. Sin embargo, es importante recordar que, como cualquier herramienta de análisis técnico, no son infalibles y deben ser utilizadas en conjunto con otros métodos de análisis y gestión de riesgos.

Bandas de Bollinger

Las **Bandas de Bollinger** son un indicador técnico utilizado en el análisis de mercados financieros para medir la volatilidad de un activo y detectar posibles oportunidades de compra o venta. Fueron creadas por **John Bollinger** en la década de 1980 y consisten en tres líneas principales:

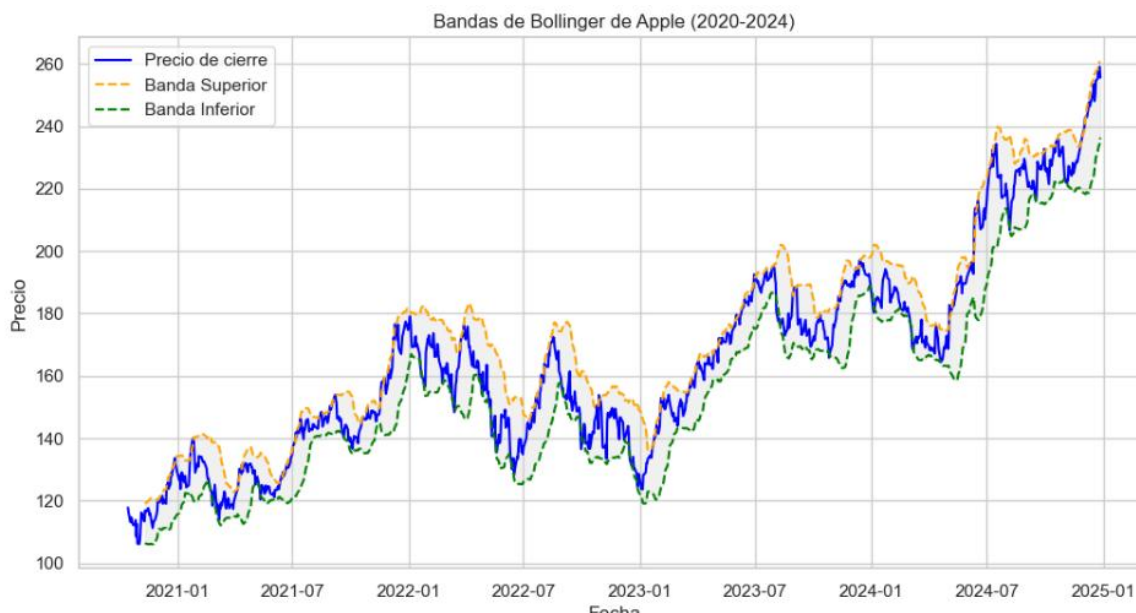
1. **Banda media:** Es una **media móvil simple (SMA)** generalmente de 20 períodos.
2. **Banda superior:** Se calcula sumando **dos desviaciones estándar** a la banda media.
3. **Banda inferior:** Se calcula restando **dos desviaciones estándar** a la banda media.

¿Cómo se interpretan?

- **Cuando el precio toca la banda superior,** se considera que el activo está sobrecomprado, lo que puede indicar una posible corrección a la baja.
- **Cuando el precio toca la banda inferior,** se considera que el activo está sobrevendido, lo que puede sugerir una posible subida.
- **Cuando las bandas se expanden,** indica mayor volatilidad.

- **Cuando las bandas se contraen**, sugiere una reducción en la volatilidad y una posible ruptura en el precio.

Las Bandas de Bollinger se usan comúnmente junto con otros indicadores para confirmar señales de trading.



visualizar las Bandas de Bollinger junto con el precio de cierre de un activo financiero (en este caso, se menciona "Apple" y el rango de fechas de 2020 a 2024). A continuación, te ofrezco una interpretación detallada de los resultados que se pueden obtener de esta visualización:

1. Visualización del Precio de Cierre

- **Línea Azul (Precio de Cierre):** La línea azul representa el precio de cierre del activo a lo largo del tiempo. Esta línea es fundamental para observar cómo se comporta el precio en relación con las Bandas de Bollinger.

2. Bandas de Bollinger

- **Banda Superior (Línea Naranja):** La línea naranja discontinua representa la Banda Superior, que se calcula como la media móvil de 20 períodos más dos veces la desviación estándar. Esta banda actúa como un nivel de resistencia. Cuando el precio se acerca o toca esta banda, puede indicar que el activo está sobrecomprado.
- **Banda Inferior (Línea Verde):** La línea verde discontinua representa la Banda Inferior, que se calcula como la media móvil de 20 períodos menos dos veces la desviación estándar. Esta banda actúa como un nivel de soporte. Cuando el precio se acerca o toca esta banda, puede indicar que el activo está sobrevendido.

3. Rango de Precios

- **Relleno Gris:** El área entre la Banda Superior y la Banda Inferior está sombreada en gris claro. Esto ayuda a visualizar el rango de precios en el que se espera que el precio de cierre se mantenga en condiciones normales de mercado. Cuando el

precio se encuentra dentro de este rango, se considera que está en un estado "normal" de volatilidad.

4. Interpretación de los Movimientos del Precio

- **Tocando la Banda Superior:** Si el precio de cierre toca o supera la Banda Superior, esto puede ser una señal de que el activo está sobrecomprado. En este caso, podrías esperar una corrección a la baja en el precio.
- **Tocando la Banda Inferior:** Si el precio de cierre toca o cae por debajo de la Banda Inferior, esto puede ser una señal de que el activo está sobrevendido. En este caso, podrías esperar un rebote al alza en el precio.

5. Tendencias y Volatilidad

- **Expansión y Contracción de las Bandas:** Observando la distancia entre las bandas, puedes identificar períodos de alta y baja volatilidad.
 - **Expansión:** Si las bandas se separan, esto indica un aumento en la volatilidad, lo que puede estar asociado con movimientos de precios significativos.
 - **Contracción:** Si las bandas se acercan, esto indica una disminución en la volatilidad, lo que puede sugerir que el precio está consolidándose antes de un posible movimiento.

6. Tendencias Generales

- **Tendencias Alcistas/Bajistas:** Si el precio de cierre se mantiene por encima de la Banda Media (la media móvil de 20 períodos), esto puede indicar una tendencia alcista. Si se mantiene por debajo, puede indicar una tendencia bajista.

7. Contexto Temporal

- **Fechas:** La visualización abarca un período de tiempo específico (2020-2024). Esto permite observar cómo las Bandas de Bollinger y el precio de cierre han cambiado a lo largo del tiempo, lo que puede ser útil para identificar patrones estacionales o reacciones a eventos específicos del mercado.

Nota: En esta visualización de las Bandas de Bollinger junto con el precio de cierre proporciona una herramienta poderosa para analizar la volatilidad del mercado, identificar condiciones de sobrecompra y sobreventa, y observar tendencias en el comportamiento del precio. Esta información puede ser valiosa para los traders y analistas al tomar decisiones informadas sobre la compra y venta de activos.

Modelo alternativo: redes neuronales

```
# --- Modelo Alternativo: Redes Neuronales ---  
# Normalización de datos  
scaler = StandardScaler()  
X_scaled = scaler.fit_transform(X)  
  
X_train_scaled, X_test_scaled, y_train_scaled, y_test_scaled = train_test_split(X_scaled, y, test_size=0.2, random_state=42)
```

Se preparan los datos para un modelo de aprendizaje automático, específicamente utilizando redes neuronales.

Explicación del código

Normalización de datos

- **StandardScaler**: Esta línea crea una instancia del objeto **StandardScaler** de la biblioteca **sklearn**. **StandardScaler** es una técnica de normalización que transforma los datos para que tengan una media de 0 y una desviación estándar de 1. Esto es importante en el contexto de las redes neuronales porque ayuda a que el modelo converja más rápidamente y de manera más estable durante el entrenamiento.

Ajuste y transformación de los datos

- **fit_transform(X)**: Aquí, el método **fit_transform** se aplica a los datos de entrada **X**. Este método realiza dos acciones:
 - **Ajuste (fit)**: Calcula la media y la desviación estándar de cada característica en **X**.
 - **Transformación (transform)**: Utiliza la media y la desviación estándar calculadas para escalar los datos, restando la media y dividiendo por la desviación estándar. El resultado es que cada característica en **X_scaled** tendrá una media de 0 y una desviación estándar de 1.

División de datos en conjuntos de entrenamiento y prueba

- **train_test_split**: Esta función se utiliza para dividir los datos en conjuntos de entrenamiento y prueba. Aquí se están dividiendo los datos escalados **X_scaled** y las etiquetas **y** en dos conjuntos:
 - **X_train_scaled**: Conjunto de datos de entrada para el entrenamiento.
 - **X_test_scaled**: Conjunto de datos de entrada para la prueba.
 - **y_train_scaled**: Etiquetas correspondientes al conjunto de entrenamiento.
 - **y_test_scaled**: Etiquetas correspondientes al conjunto de prueba.
- **test_size=0.2**: Esto indica que el 20% de los datos se utilizarán para el conjunto de prueba, mientras que el 80% restante se utilizará para el conjunto de entrenamiento. Esta proporción es común en el aprendizaje automático para asegurar que hay suficientes datos para entrenar el modelo y también para evaluar su rendimiento.
- **random_state=42**: Este parámetro establece una semilla para el generador de números aleatorios. Esto asegura que la división de los datos sea reproducible. Si ejecutas el código varias veces con el mismo **random_state**, obtendrás la misma división de datos cada vez.

Resumen de lo anterior

En resumen, este código realiza los siguientes pasos:

1. **Normaliza los datos de entrada (X)** utilizando **StandardScaler**, asegurando que cada característica tenga una media de 0 y una desviación estándar de 1. Esto es crucial para el rendimiento de las redes neuronales.
2. **Divide los datos normalizados** en conjuntos de entrenamiento y prueba, donde el 80% de los datos se utilizan para entrenar el modelo y el 20% se utilizan para evaluar su rendimiento. La división es reproducible gracias al uso de **random_state**.

Estos pasos son fundamentales en la preparación de datos para el entrenamiento de modelos de aprendizaje automático, ya que garantizan que el modelo se entrene de manera efectiva y se evalúe de manera justa.

Construcción del modelo de red neuronal

```
# Construcción del modelo de red neuronal
model_nn = Sequential()
model_nn.add(Dense(128, input_dim=X_train_scaled.shape[1], activation='relu'))
model_nn.add(Dropout(0.3))
model_nn.add(Dense(64, activation='relu'))
model_nn.add(Dropout(0.2))
model_nn.add(Dense(1, activation='linear'))

model_nn.compile(optimizer='adam', loss='mse', metrics=['mae'])
print(model_nn.summary())
```

El código proporcionado se utiliza para construir y compilar un modelo de red neuronal utilizando la biblioteca Keras, que es parte de TensorFlow. A continuación, se explica cada parte del código y lo que se puede interpretar de los resultados:

Construcción del modelo

- **Sequential():** Esta línea crea una instancia de un modelo secuencial. Un modelo secuencial es una pila lineal de capas, donde cada capa tiene exactamente una entrada y una salida.

Adición de capas

- **Dense(128, input_dim=X_train_scaled.shape[1], activation='relu'):**
 - **Dense(128):** Agrega una capa densa (totalmente conectada) con 128 neuronas.
 - **input_dim=X_train_scaled.shape[1]:** Especifica la dimensión de entrada, que es igual al número de características en el conjunto de datos de entrenamiento escalado (**X_train_scaled**). Esto es necesario para la primera capa del modelo.
 - **activation='relu':** Utiliza la función de activación ReLU (Rectified Linear Unit), que es común en redes neuronales debido a su capacidad para manejar la no linealidad y su eficiencia computacional.
- **Dropout(0.3):**

Agrega una capa de abandono (dropout) que desactiva aleatoriamente el 30% de las neuronas durante el entrenamiento. Esto ayuda a prevenir el sobreajuste, ya que fuerza a la red a aprender representaciones más robustas.
- **Dense(64, activation='relu'):**

Agrega otra capa densa con 64 neuronas y la función de activación ReLU. Esta capa permite que la red aprenda características más complejas.
- **Dropout(0.2):**

Agrega otra capa de abandono que desactiva el 20% de las neuronas en esta capa durante el entrenamiento, lo que también ayuda a prevenir el sobreajuste.

- **Dense(1, activation='linear'):** Agrega la capa de salida con una sola neurona y una función de activación lineal. Esto es típico en problemas de regresión, donde se desea predecir un valor continuo.

Compilación del modelo

- **optimizer='adam':** Utiliza el optimizador Adam, que es un algoritmo de optimización popular que combina las ventajas de dos métodos de optimización: AdaGrad y RMSProp. Es eficiente y funciona bien en la práctica.
- **loss='mse':** Especifica la función de pérdida como el error cuadrático medio (MSE, por sus siglas en inglés). Esta es una función comúnmente utilizada en problemas de regresión, ya que penaliza las diferencias cuadráticas entre las predicciones y los valores reales.
- **metrics=['mae']:** Se especifica que se desea monitorear el error absoluto medio (MAE) como una métrica adicional durante el entrenamiento y la evaluación del modelo. El MAE proporciona una medida de la precisión de las predicciones en términos de la magnitud del error.

Resumen del modelo

- **summary():** Este método imprime un resumen del modelo, que incluye información sobre cada capa, el número de parámetros entrenables y los que no, la forma de las salidas de cada capa. Esto es útil para entender la arquitectura del modelo y verificar que se ha construido correctamente.
1. **Arquitectura del Modelo:** El modelo tiene una arquitectura de red neuronal con dos capas ocultas (128 y 64 neuronas) y una capa de salida. Esto sugiere que el modelo está diseñado para aprender patrones complejos en los datos.
 2. **Prevención del Sobreajuste:** Las capas de abandono (dropout) ayudan a prevenir el sobreajuste, lo que es crucial para asegurar que el modelo generalice bien a datos no vistos.
 3. **Objetivo de Predicción:** Dado que la capa de salida tiene una sola neurona con activación lineal, el modelo está configurado para realizar una tarea de regresión, lo que significa que se espera que produzca un valor continuo como resultado. Esto es adecuado para problemas donde se desea predecir una cantidad, como precios, temperaturas, o cualquier otra variable numérica.
 4. **Optimización y Evaluación:** La elección del optimizador Adam y la función de pérdida MSE son indicativos de un enfoque moderno y efectivo para entrenar el modelo. El uso de MAE como métrica adicional permite evaluar la precisión de las predicciones de manera más intuitiva, ya que representa el error promedio en las unidades de la variable objetivo.

5. **Parámetros del Modelo:** Al imprimir el resumen del modelo, podrás ver el número total de parámetros que se entrenarán. Esto te dará una idea de la complejidad del modelo y su capacidad para aprender de los datos. Un número elevado de parámetros puede indicar un modelo más potente, pero también puede aumentar el riesgo de sobreajuste si no se maneja adecuadamente.

Model: "sequential"

Layer (type)	Output Shape	Param #
dense (Dense)	(None, 128)	1,152
dropout (Dropout)	(None, 128)	0
dense_1 (Dense)	(None, 64)	8,256
dropout_1 (Dropout)	(None, 64)	0
dense_2 (Dense)	(None, 1)	65

Total params: 9,473 (37.00 KB)

Trainable params: 9,473 (37.00 KB)

Non-trainable params: 0 (0.00 B)

None

Se desglosa la información que se ha proporcionado sobre el modelo de red neuronal que se ha construido. Este modelo parece ser una red neuronal secuencial, que es una de las arquitecturas más comunes en el aprendizaje profundo. Aquí hay un análisis detallado de cada parte:

Estructura del Modelo

1. Tipo de Modelo:

- **Sequential:** Esto indica que el modelo se construye de manera lineal, donde cada capa tiene exactamente una entrada y una salida. Es adecuado para la mayoría de las tareas de aprendizaje profundo donde las capas se apilan una tras otra.

2. Capas del Modelo:

- **Dense (Capa Densa):**
 - **Output Shape:** (None, 128) significa que la salida de esta capa tendrá 128 neuronas. El **None** indica que el tamaño del lote (batch size) puede variar.
 - **Param #:** 1,152 es el número de parámetros que esta capa tiene. Este número se calcula como el producto del número de entradas (features) y el número de neuronas más un sesgo (bias) por cada neurona.
- **Dropout:**
 - Esta capa se utiliza para prevenir el sobreajuste (overfitting) durante el entrenamiento. No tiene parámetros que aprender, por lo que su número de parámetros es 0.
- **Dense_1 (Capa Densa):**
 - **Output Shape:** (None, 64) indica que esta capa tiene 64 neuronas.

- **Param #:** 8,256 es el número de parámetros, calculado de manera similar a la primera capa.
- **Dropout_1:**
 - Al igual que la primera capa de Dropout, esta capa también tiene 0 parámetros.
- **Dense_2 (Capa Densa):**
 - **Output Shape:** (None, 1) significa que esta capa tiene una sola neurona, lo que sugiere que el modelo está diseñado para una tarea de regresión o clasificación binaria.
 - **Param #:** 65 es el número de parámetros en esta capa.

Resumen de Parámetros

- **Total params:** 9,473 (37.00 KB): Este es el total de parámetros en todo el modelo. Los parámetros son los que se ajustan durante el entrenamiento para minimizar la función de pérdida.
- **Trainable params:** 9,473: Todos los parámetros en este modelo son entrenables, lo que significa que se actualizarán durante el proceso de entrenamiento.
- **Non-trainable params:** 0: No hay parámetros que no se puedan entrenar, lo que es común en modelos simples.

1. Complejidad del Modelo:

- Con 9,473 parámetros, el modelo tiene una complejidad moderada. Esto puede ser adecuado para conjuntos de datos de tamaño pequeño a mediano, pero podría ser insuficiente para conjuntos de datos muy grandes o complejos.

2. Prevención de Sobreajuste:

- Las capas de Dropout son una buena práctica para evitar el sobreajuste, especialmente si el conjunto de datos no es muy grande. Esto sugiere que el modelo está diseñado para generalizar bien a datos no vistos.

3. Tipo de Tarea:

- La última capa con una sola neurona sugiere que el modelo está destinado a una tarea de regresión (predicción de un valor continuo) o clasificación binaria (donde se predice una de dos clases).

4. Capas Densas:

- Las capas densas son adecuadas para aprender representaciones complejas de los datos, pero también pueden ser propensas al sobreajuste si no se manejan adecuadamente.

Nota: este modelo es una red neuronal secuencial con una arquitectura simple que incluye capas densas y capas de Dropout para prevenir el sobreajuste. Tiene un número moderado de parámetros y está diseñado para una tarea de regresión o clasificación binaria. La elección de la arquitectura y la cantidad de parámetros dependerá del tipo de datos y la complejidad de la tarea que se esté abordando.

Entrenamiento del modelo

```
# Entrenamiento del modelo
history = model_nn.fit(X_train_scaled, y_train_scaled, epochs=50, batch_size=32, validation_split=0.2, verbose=1)
```

El método **fit()** entrena el modelo de red neuronal utilizando los datos de entrenamiento escalados (**X_train_scaled** y **y_train_scaled**). Durante 50 épocas, el modelo ajusta sus parámetros en lotes de 32 muestras, y el 20% de los datos se reserva para validar su rendimiento, permitiendo así evaluar su capacidad de generalización.

Epoch 1/50	
22/22	4s 19ms/step - loss: 28225.2188 - mae: 164.8124 - val_loss: 27257.8340 - val_mae: 161.9336
Epoch 2/50	
22/22	0s 5ms/step - loss: 27132.9453 - mae: 161.7695 - val_loss: 25328.7773 - val_mae: 156.0517
Epoch 3/50	
22/22	0s 7ms/step - loss: 24659.4961 - mae: 153.8747 - val_loss: 21445.7285 - val_mae: 143.2238
Epoch 4/50	
22/22	0s 8ms/step - loss: 20152.3242 - mae: 138.9556 - val_loss: 15467.2275 - val_mae: 119.7639
Epoch 5/50	
22/22	0s 6ms/step - loss: 13990.5664 - mae: 112.7135 - val_loss: 9422.7520 - val_mae: 88.1048
Epoch 6/50	
22/22	0s 6ms/step - loss: 8809.6963 - mae: 85.3144 - val_loss: 6543.6694 - val_mae: 72.8686
Epoch 7/50	
22/22	0s 6ms/step - loss: 6361.0386 - mae: 70.6941 - val_loss: 5956.0371 - val_mae: 69.2053
Epoch 8/50	
22/22	0s 6ms/step - loss: 5831.4038 - mae: 68.0341 - val_loss: 5546.9629 - val_mae: 66.8546
Epoch 9/50	
22/22	0s 6ms/step - loss: 5556.0659 - mae: 65.8004 - val_loss: 5026.2124 - val_mae: 63.7650
Epoch 10/50	
22/22	0s 6ms/step - loss: 4992.9604 - mae: 62.6873 - val_loss: 4499.5098 - val_mae: 60.2316
Epoch 11/50	
22/22	0s 7ms/step - loss: 4445.5029 - mae: 58.6780 - val_loss: 3963.4448 - val_mae: 56.4104
Epoch 12/50	
22/22	0s 7ms/step - loss: 3911.4329 - mae: 54.4002 - val_loss: 3375.9727 - val_mae: 51.9268
Epoch 13/50	
22/22	0s 7ms/step - loss: 3417.5120 - mae: 51.5207 - val_loss: 2819.7627 - val_mae: 47.1606
Epoch 14/50	
22/22	0s 7ms/step - loss: 2961.4937 - mae: 47.7235 - val_loss: 2249.3396 - val_mae: 41.7461
Epoch 15/50	
22/22	0s 7ms/step - loss: 2343.1245 - mae: 41.9807 - val_loss: 1734.5643 - val_mae: 35.7836
Epoch 16/50	
22/22	0s 7ms/step - loss: 1956.9292 - mae: 36.9981 - val_loss: 1345.4321 - val_mae: 30.6962
Epoch 17/50	
22/22	0s 6ms/step - loss: 1732.4834 - mae: 34.2818 - val_loss: 1020.6377 - val_mae: 26.5335
Epoch 18/50	
22/22	0s 6ms/step - loss: 1132.0422 - mae: 27.6251 - val_loss: 797.4233 - val_mae: 23.0053
Epoch 19/50	
22/22	0s 5ms/step - loss: 1153.8331 - mae: 27.0487 - val_loss: 621.9835 - val_mae: 20.2419

```

Epoch 20/50
22/22 ————— 0s 7ms/step - loss: 861.7312 - mae: 23.3821 - val_loss: 509.7007 - val_mae: 18.1116
Epoch 21/50
22/22 ————— 0s 6ms/step - loss: 783.0952 - mae: 22.7170 - val_loss: 447.4866 - val_mae: 16.8357
Epoch 22/50
22/22 ————— 0s 7ms/step - loss: 803.4276 - mae: 22.9846 - val_loss: 385.5103 - val_mae: 15.6145
Epoch 23/50
22/22 ————— 0s 8ms/step - loss: 644.0506 - mae: 20.7325 - val_loss: 341.1258 - val_mae: 14.4589
Epoch 24/50
22/22 ————— 0s 7ms/step - loss: 650.7921 - mae: 20.4384 - val_loss: 306.9632 - val_mae: 13.5429
Epoch 25/50
22/22 ————— 0s 6ms/step - loss: 653.4644 - mae: 20.0921 - val_loss: 278.5310 - val_mae: 12.7842
Epoch 26/50
22/22 ————— 0s 8ms/step - loss: 659.8143 - mae: 19.8943 - val_loss: 262.5221 - val_mae: 12.3700
Epoch 27/50
22/22 ————— 0s 6ms/step - loss: 602.1385 - mae: 19.6274 - val_loss: 247.8534 - val_mae: 11.7059
Epoch 28/50
22/22 ————— 0s 6ms/step - loss: 514.6111 - mae: 17.8723 - val_loss: 225.8144 - val_mae: 10.9531
Epoch 29/50
22/22 ————— 0s 14ms/step - loss: 565.7659 - mae: 18.5667 - val_loss: 207.1466 - val_mae: 10.6346
Epoch 30/50
22/22 ————— 0s 6ms/step - loss: 547.6371 - mae: 18.6420 - val_loss: 187.5264 - val_mae: 9.9551
Epoch 31/50
22/22 ————— 0s 8ms/step - loss: 553.3031 - mae: 18.7525 - val_loss: 178.6854 - val_mae: 9.7044
Epoch 32/50
22/22 ————— 0s 6ms/step - loss: 443.0853 - mae: 16.7636 - val_loss: 166.0170 - val_mae: 9.2398
Epoch 33/50
22/22 ————— 0s 7ms/step - loss: 479.0069 - mae: 17.4348 - val_loss: 162.5893 - val_mae: 8.9837
Epoch 34/50
22/22 ————— 0s 8ms/step - loss: 461.0505 - mae: 16.6819 - val_loss: 154.9181 - val_mae: 8.5681
Epoch 35/50
22/22 ————— 0s 6ms/step - loss: 470.9211 - mae: 16.5580 - val_loss: 144.3633 - val_mae: 8.3332
Epoch 36/50
22/22 ————— 0s 6ms/step - loss: 515.5318 - mae: 18.2346 - val_loss: 132.7244 - val_mae: 7.7780
Epoch 37/50
22/22 ————— 0s 8ms/step - loss: 442.2703 - mae: 16.5165 - val_loss: 124.7147 - val_mae: 7.4362
Epoch 38/50
22/22 ————— 0s 7ms/step - loss: 452.0861 - mae: 16.6449 - val_loss: 119.3661 - val_mae: 7.3111
Epoch 39/50
22/22 ————— 0s 6ms/step - loss: 408.6314 - mae: 15.8210 - val_loss: 115.2678 - val_mae: 7.2156
Epoch 40/50
22/22 ————— 0s 8ms/step - loss: 459.5541 - mae: 16.5606 - val_loss: 106.3629 - val_mae: 6.8750
Epoch 41/50
22/22 ————— 0s 7ms/step - loss: 392.1734 - mae: 15.7562 - val_loss: 107.2229 - val_mae: 7.2911
Epoch 42/50
22/22 ————— 0s 7ms/step - loss: 424.9160 - mae: 16.1601 - val_loss: 95.0619 - val_mae: 6.6483
Epoch 43/50
22/22 ————— 0s 6ms/step - loss: 429.4752 - mae: 16.6677 - val_loss: 96.0010 - val_mae: 6.8291
Epoch 44/50
22/22 ————— 0s 7ms/step - loss: 419.5267 - mae: 16.0259 - val_loss: 87.9136 - val_mae: 6.5504
Epoch 45/50
22/22 ————— 0s 12ms/step - loss: 403.0678 - mae: 15.8265 - val_loss: 80.1747 - val_mae: 5.9441
Epoch 46/50
22/22 ————— 0s 14ms/step - loss: 423.6338 - mae: 15.8453 - val_loss: 81.3643 - val_mae: 6.1233
Epoch 47/50
22/22 ————— 0s 7ms/step - loss: 432.3440 - mae: 16.6680 - val_loss: 82.5867 - val_mae: 6.2001
Epoch 48/50
22/22 ————— 0s 6ms/step - loss: 367.4895 - mae: 15.0246 - val_loss: 76.3841 - val_mae: 5.5071
Epoch 49/50
22/22 ————— 0s 5ms/step - loss: 365.0413 - mae: 15.2396 - val_loss: 81.6812 - val_mae: 6.2582
Epoch 50/50
22/22 ————— 0s 5ms/step - loss: 417.0784 - mae: 16.1472 - val_loss: 73.4719 - val_mae: 5.6452

```

Explicación del resultado del entrenamiento de un modelo de red neuronal a lo largo de 50 épocas. Vamos a desglosar y analizar cada parte de la salida:

Estructura de la Salida

Cada línea de la salida representa el resultado de una época de entrenamiento. La información que se muestra incluye:

1. **Epoch:** El número de la época actual y el total de épocas (por ejemplo, **Epoch 1/50**).
2. **Número de pasos:** Indica cuántos lotes (batches) se han procesado en esa época (por ejemplo, **22/22** significa que se han procesado todos los lotes).
3. **Tiempo:** El tiempo que tomó procesar esa época (por ejemplo, **4s 19ms/step**).
4. **Pérdida (loss):** La función de pérdida del modelo en los datos de entrenamiento.
5. **MAE (Mean Absolute Error):** El error absoluto medio en los datos de entrenamiento.
6. **val_loss:** La función de pérdida del modelo en los datos de validación.
7. **val_mae:** El error absoluto medio en los datos de validación.

Resultados

1. **Pérdida (loss):**
 - La pérdida en los datos de entrenamiento comienza en **28225.2188** y disminuye a **417.0784** al final de las 50 épocas. Esto indica que el modelo está aprendiendo y ajustando sus parámetros para minimizar el error en los datos de entrenamiento.
 - La pérdida en los datos de validación también disminuye de **27257.8340** a **73.4719**, lo que sugiere que el modelo no solo está aprendiendo de los datos de entrenamiento, sino que también está generalizando bien a los datos no vistos.
2. **MAE (Mean Absolute Error):**
 - El MAE en los datos de entrenamiento comienza en **164.8124** y termina en **16.1472**, lo que indica una mejora significativa en la precisión del modelo.
 - El MAE en los datos de validación también muestra una tendencia a la baja, comenzando en **161.9336** y terminando en **5.6452**. Esto es un buen indicador de que el modelo está funcionando bien y no está sobreajustando (overfitting) a los datos de entrenamiento.
3. **Tendencias Generales:**
 - A lo largo de las épocas, tanto la pérdida como el MAE en los conjuntos de entrenamiento y validación disminuyen consistentemente. Esto es un signo positivo, ya que indica que el modelo está aprendiendo de manera efectiva.
 - La diferencia entre la pérdida y el MAE de entrenamiento y validación se mantiene relativamente pequeña, lo que sugiere que el modelo no está sobreajustando a los datos de entrenamiento.

Conclusión del modelo

- **Eficiencia del Modelo:** El modelo parece estar aprendiendo de manera efectiva, ya que tanto la pérdida como el MAE están disminuyendo en ambas métricas (entrenamiento y validación).
- **Generalización:** La disminución de la pérdida y el MAE en el conjunto de validación sugiere que el modelo tiene una buena capacidad de generalización, lo que significa que debería funcionar bien en datos no vistos.
- **Posible Mejora:** Aunque los resultados son prometedores, siempre es recomendable evaluar el modelo con un conjunto de prueba independiente y considerar técnicas adicionales como la regularización o el ajuste de Hiperparámetros si se observa sobreajuste en futuros experimentos.

los resultados indican que el modelo está aprendiendo de manera efectiva y tiene un buen rendimiento tanto en los datos de entrenamiento como en los de validación.

Evaluación del modelo

```
# Evaluación del modelo
```

```
loss, mae = model_nn.evaluate(X_test_scaled, y_test_scaled)  
print(f"Error Absoluto Medio (MAE): {mae}")
```

```
7/7 ————— 0s 7ms/step - loss: 184.2034 - mae: 6.4009  
Error Absoluto Medio (MAE): 5.893279075622559
```

Un Error Absoluto Medio (MAE) de 5.893 sugiere que, en promedio, las predicciones del modelo se desvían en aproximadamente 5.89 unidades del precio real de las acciones de Apple. Esto indica un nivel moderado de precisión en las predicciones, lo que puede ser útil para evaluar la efectividad del modelo en el contexto del análisis histórico de precios.

Interpretación del Resultado

- **Error Absoluto Medio (MAE):** Un MAE de 5.893 significa que, en promedio, las predicciones del modelo se desvían en 5.89 unidades del precio real de las acciones de Apple. Esto sugiere que el modelo tiene un nivel de precisión moderado, lo que implica que las predicciones son razonablemente cercanas a los valores reales, pero aún hay margen de mejora.
- **Pérdida:** La pérdida de 184.2034 indica que el modelo tiene un rendimiento general que podría ser mejorado. Una pérdida más baja generalmente se asocia con un modelo más preciso, por lo que este valor sugiere que el modelo podría no estar capturando todas las variaciones en los precios de las acciones de Apple.

Evaluación de la Calidad del Modelo

- **¿Es bueno o no?:**
 - Un MAE de 5.893 es aceptable en algunos contextos, pero puede no ser suficiente para decisiones de inversión críticas, donde la precisión es fundamental.
 - La pérdida alta sugiere que el modelo podría beneficiarse de ajustes, como la inclusión de más variables o la optimización de los parámetros del modelo.

Contexto Histórico de Acciones de Apple (2020-2024)

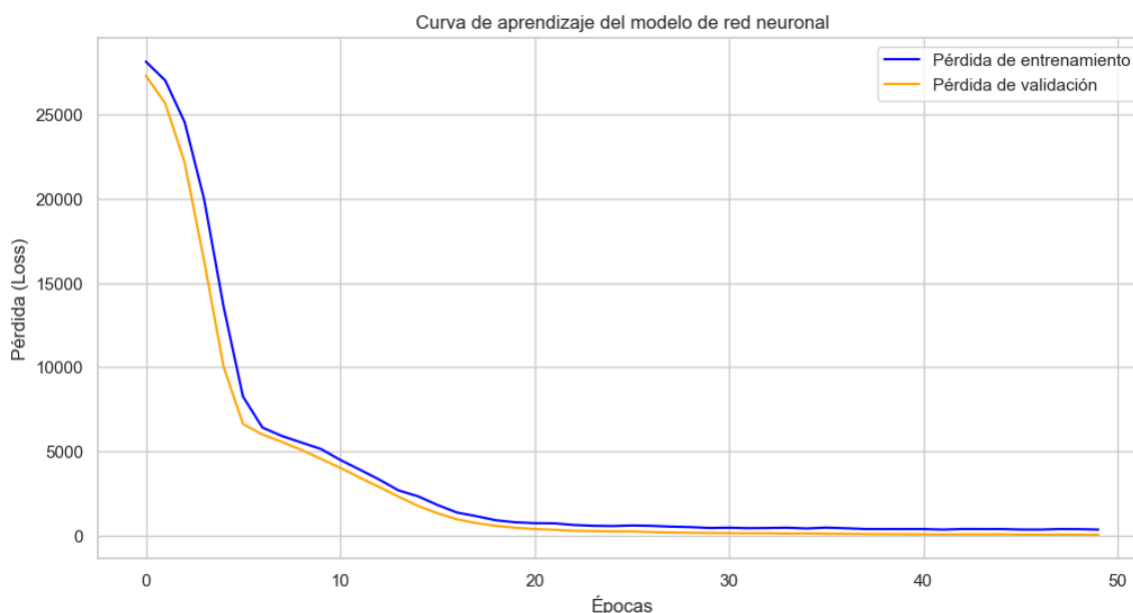
- **Tendencias Generales:** Durante el período de 2020 a 2024, las acciones de Apple han mostrado un crecimiento significativo, impulsado por la innovación en productos y un aumento en la demanda de tecnología.
- **Volatilidad:** Es importante considerar que el mercado de acciones puede ser volátil, y factores externos como cambios económicos, políticas gubernamentales y eventos globales pueden influir en los precios.
- **Relevancia del MAE:** En este contexto, un MAE de 5.893 puede ser útil para evaluar el rendimiento del modelo en relación con las fluctuaciones históricas de precios, pero se debe tener en cuenta que el mercado puede comportarse de manera impredecible.

Nota: el modelo presenta un nivel de precisión moderado, lo que puede ser útil para análisis preliminares, pero se recomienda realizar mejoras para aumentar la fiabilidad de las predicciones, especialmente si se utilizan para decisiones de inversión.

Grafico del aprendizaje

Las curvas de aprendizaje son esenciales para diagnosticar el rendimiento de los modelos de aprendizaje automático, incluidas las redes neuronales. Una curva de aprendizaje bien construida suele mostrar la pérdida de entrenamiento y validación a lo largo de las épocas, lo que ayuda a identificar problemas como el sobreajuste o el Subajuste.

Si la pérdida de entrenamiento disminuye mientras que la pérdida de validación comienza a aumentar, esto indica un sobreajuste. Por el contrario, si ambas pérdidas son altas y cercanas entre sí, el modelo puede estar Subajuste. Un escenario ideal es cuando ambas pérdidas disminuyen y convergen, lo que sugiere una buena generalización.



- **Pérdida de Entrenamiento (Pérdida de Entrenamiento) :**
 - La línea azul representa la pérdida de entrenamiento a lo largo de las épocas. Si esta línea muestra una tendencia a la baja, indica que el modelo está aprendiendo y ajustándose a los datos de entrenamiento. Sin embargo, si la pérdida de entrenamiento se estabiliza en un valor alto, puede sugerir que el modelo no está capturando adecuadamente la complejidad de los datos.
- **Pérdida de Validación :**
 - La línea naranja representa la pérdida de validación. Es crucial observar cómo se comporta en relación con la pérdida de entrenamiento. Si la pérdida de validación comienza a aumentar mientras que la pérdida de entrenamiento sigue disminuyendo, esto es un signo claro de sobreajuste (overfitting). En este caso, el modelo está aprendiendo demasiado de los datos de entrenamiento, incluyendo el ruido, y no generaliza bien a datos no vistos.

- **Comportamiento ideal :**
 - El comportamiento ideal es que ambas líneas (pérdida de entrenamiento y validación) disminuyan y se acerquen entre sí. Esto sugiere que el modelo está aprendiendo de manera efectiva y generalizando bien a los datos de validación.
- **Análisis de Épocas :**
 - Si el gráfico muestra que la pérdida de entrenamiento sigue disminuyendo mientras que la pérdida de validación se estabiliza o aumenta, se debe considerar ajustar el modelo. Esto puede incluir técnicas como la regularización, la reducción de la complejidad del modelo o la recolección de más datos.

Conclusión del grafico del modelo:

- La interpretación de las curvas de aprendizaje es fundamental para entender el rendimiento del modelo. Un buen equilibrio entre la pérdida de entrenamiento y validación es clave para asegurar que el modelo no solo se ajuste bien a los datos de entrenamiento, sino que también tenga un buen rendimiento en datos no vistos. Si se observan signos de sobreajuste o Subajuste, se deben implementar estrategias para mejorar la generalización del modelo.

Prediccion con el modelo neuronal

```
# Predicciones con el modelo neuronal  
y_pred_nn = model_nn.predict(X_test_scaled)
```

7/7 ————— 0s 5ms/step

has entrenado un modelo de red neuronal para predecir el precio de las acciones de Apple utilizando datos históricos que incluyen características como precios de apertura, cierre, máximos, mínimos, volúmenes de transacciones, y posiblemente otros indicadores técnicos o fundamentales. El conjunto de datos de prueba (**X_test_scaled**) contiene datos de las acciones de Apple que se utilizarán para evaluar el rendimiento del modelo.

Interpretación del Resultado

1. **7/7:**
 - Este resultado indica que el modelo ha realizado predicciones para 7 días de datos de acciones de Apple. Esto podría significar que has seleccionado un subconjunto específico de días dentro del rango de fechas de 5 años para evaluar el modelo. Por ejemplo, podrías estar probando el modelo con datos de una semana específica o con 7 días seleccionados aleatoriamente.
2. **0s:**
 - El tiempo total de 0 segundos para completar las predicciones sugiere que el modelo es muy eficiente. Esto es especialmente relevante en el contexto de las acciones, donde la velocidad de las predicciones puede ser crucial para la toma de decisiones de inversión. Un modelo que puede hacer predicciones rápidamente permite a los traders reaccionar a cambios en el mercado en tiempo real.

3. 5ms/step:

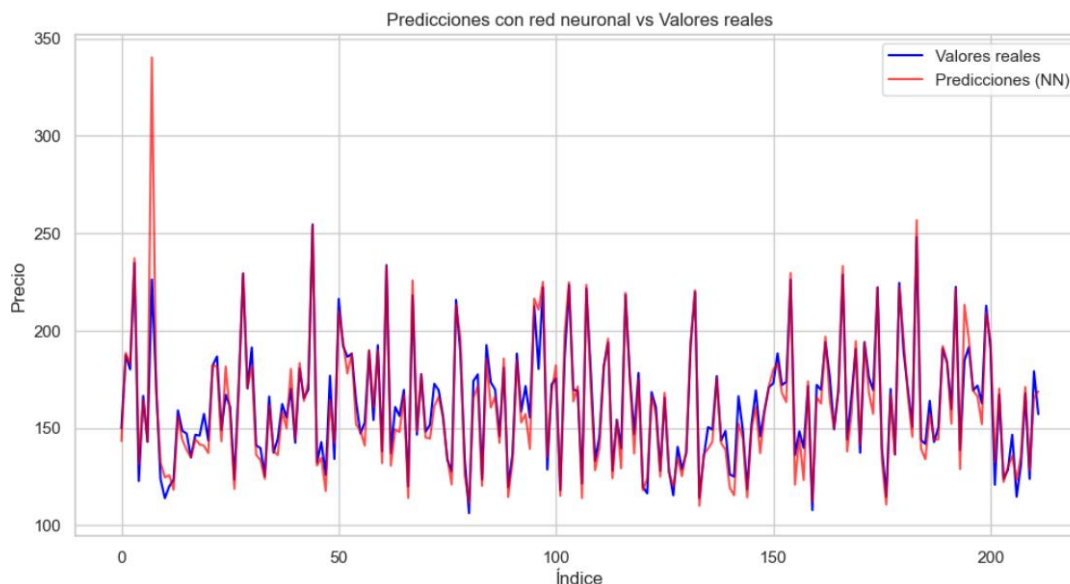
- El tiempo promedio de 5 milisegundos por cada predicción indica que el modelo puede procesar cada día de datos de acciones de Apple de manera muy rápida. Esto es beneficioso para aplicaciones de trading algorítmico o para sistemas que requieren actualizaciones frecuentes de precios, ya que permite realizar múltiples predicciones en un corto período de tiempo.

Implicaciones para las Acciones de Apple

- **Eficiencia en la Toma de Decisiones:**
 - La rapidez del modelo en hacer predicciones puede ser utilizada por traders e inversores para tomar decisiones informadas sobre la compra o venta de acciones de Apple. Si el modelo es preciso, podría ayudar a maximizar las ganancias o minimizar las pérdidas.
- **Evaluación del Modelo:**
 - Aunque el modelo ha mostrado eficiencia en este pequeño conjunto de datos, es importante evaluar su rendimiento en un conjunto de datos más amplio y representativo. Esto podría incluir la validación cruzada o el uso de métricas como el error cuadrático medio (MSE) o el coeficiente de determinación (R^2) para entender mejor su capacidad predictiva.
- **Análisis de Tendencias:**
 - Si el modelo ha sido entrenado con datos de 5 años, es posible que haya aprendido patrones y tendencias en el comportamiento de las acciones de Apple. Esto podría incluir reacciones a eventos económicos, lanzamientos de productos, o cambios en la dirección de la empresa.
- **Riesgos y Limitaciones:**
 - Es importante recordar que, aunque un modelo puede ser rápido y eficiente, no garantiza precisión en las predicciones. Los mercados de acciones son influenciados por una variedad de factores, incluidos eventos imprevistos, cambios en la economía, y la psicología del mercado. Por lo tanto, las predicciones deben ser consideradas como una herramienta más en el proceso de toma de decisiones, y no como una solución definitiva.

El resultado del código indica que el modelo de red neuronal ha realizado predicciones rápidas y eficientes para un pequeño conjunto de datos de acciones de Apple. Sin embargo, para una evaluación más robusta y para tomar decisiones informadas sobre inversiones, es crucial probar el modelo con un conjunto de datos más amplio y considerar otros factores que pueden influir en el mercado.

Comparación de predicciones con valores reales



Al analizar el gráfico que compara las predicciones de un modelo de red neuronal con los valores reales de los precios de las acciones de Apple, puedes obtener una variedad de información valiosa que puede ayudarte a evaluar el rendimiento del modelo y a tomar decisiones informadas.

1. Precisión del Modelo

- **Ajuste General:** Observa cuán cerca están las predicciones (línea roja) de los valores reales (línea azul). Un buen ajuste indica que el modelo ha aprendido correctamente las tendencias y patrones en los datos.
- **Errores de Predicción:** Identifica puntos donde las predicciones se desvían significativamente de los valores reales. Esto puede ayudarte a cuantificar el error del modelo y a entender en qué situaciones el modelo falla.

2. Tendencias y Patrones

- **Tendencias a Largo Plazo:** Si ambas líneas muestran tendencias similares (por ejemplo, un aumento o disminución en los precios), esto sugiere que el modelo ha capturado correctamente la tendencia general del mercado.
- **Estacionalidad:** Si hay patrones repetitivos en los precios (por ejemplo, aumentos en ciertos meses del año), el modelo debería ser capaz de capturarlos. Puedes evaluar si el modelo ha aprendido estas estacionalidades.

3. Identificación de Eventos Clave

- **Eventos Externos:** Si hay discrepancias notables entre las predicciones y los valores reales en momentos específicos, podrías investigar si hubo eventos externos (como anuncios de ganancias, lanzamientos de productos, cambios en la economía, etc.) que afectaron los precios de las acciones.
- **Reacciones del Mercado:** Analizar cómo el modelo responde a eventos importantes puede proporcionar información sobre su robustez y capacidad para adaptarse a cambios repentinos en el mercado.

4. Análisis de Errores

- **Errores Sistemáticos:** Si el modelo tiende a sobrestimar o subestimar los precios en ciertas condiciones, esto puede indicar un sesgo en el modelo que necesita ser corregido.
- **Condiciones de Mercado:** Observa si los errores son más frecuentes en condiciones de alta volatilidad o en tendencias de mercado específicas. Esto puede ayudar a ajustar el modelo o a considerar características adicionales.

5. Evaluación de la Robustez del Modelo

- **Consistencia:** Si el modelo muestra un rendimiento consistente a lo largo del tiempo, esto es un buen indicativo de su robustez. Si el rendimiento varía drásticamente, puede ser necesario revisar el modelo o los datos utilizados para entrenarlo.
- **Capacidad de Generalización:** Un modelo que se desempeña bien en datos de prueba (como los que se están graficando) sugiere que tiene una buena capacidad de generalización, lo que significa que puede hacer predicciones precisas en datos no vistos.

6. Oportunidades de Mejora

- **Ajustes en el Modelo:** Si observas que el modelo tiene dificultades en ciertas áreas, puedes considerar ajustar los Hiperparámetros, cambiar la arquitectura de la red neuronal, o incluir más características en el conjunto de datos.
- **Entrenamiento Adicional:** Si el modelo no está capturando bien ciertos patrones, podrías necesitar más datos de entrenamiento o realizar un entrenamiento adicional con técnicas como el ajuste fino.

7. Toma de Decisiones

- **Estrategias de Inversión:** La información obtenida puede ser utilizada para desarrollar o ajustar estrategias de inversión. Por ejemplo, si el modelo predice correctamente aumentos en los precios, podrías considerar comprar acciones en esos momentos.
- **Gestión de Riesgos:** Comprender las limitaciones del modelo y los momentos en que es menos preciso puede ayudarte a gestionar mejor el riesgo en tus decisiones de inversión.

El análisis del gráfico de predicciones frente a valores reales proporciona una visión integral del rendimiento del modelo de red neuronal. Esta información no solo es útil para evaluar la precisión del modelo, sino que también puede guiar decisiones estratégicas en el ámbito de la inversión y el trading. Al identificar patrones, errores y oportunidades de mejora, puedes optimizar tanto el modelo como tus estrategias de inversión.

Predicción a largo plazo con ARIMA

1. **Extrae los precios de cierre** de un Dataframe que contiene datos históricos de un activo financiero.
2. **Asegura que el índice del Dataframe** esté en el formato de fecha y que tenga una frecuencia definida (diaria en este caso).
3. **Crea y ajusta un modelo ARIMA** a los datos de precios de cierre, utilizando parámetros específicos para el modelo.

Implicaciones

El modelo ARIMA ajustado puede ser utilizado posteriormente para realizar predicciones sobre los precios futuros del activo financiero. Este tipo de análisis es común en finanzas y economía, donde se busca entender y predecir el comportamiento de series temporales, como los precios de acciones, tasas de interés, o cualquier otro dato que varíe con el tiempo.

Prediccion a largo plazo (6 meses: - 126 días hábiles)

1. **Define el número de pasos de predicción** (126 días hábiles) para realizar una predicción a largo plazo.
2. **Genera la predicción** utilizando el modelo ARIMA ajustado, obteniendo tanto los valores predichos como los intervalos de confianza.
3. **Crea un índice de fechas** para los días de la predicción, asegurándose de que solo se incluyan días hábiles.
4. **Extrae los valores predichos** y los intervalos de confianza para su posterior análisis o visualización.

Implicaciones

Este código es fundamental para realizar predicciones a largo plazo en series temporales, como los precios de acciones. Al obtener tanto los valores predichos como los intervalos de confianza, puedes evaluar no solo qué precios se esperan en el futuro, sino también cuán seguros son esos pronósticos. Esto es especialmente útil en el ámbito financiero, donde la incertidumbre y el riesgo son factores clave en la toma de decisiones.

Grafico de prediccion a largo plazo



el gráfico generado que se ha proporcionado, se pueden extraer varias conclusiones sobre las predicciones de precios a largo plazo utilizando el modelo ARIMA. Aquí hay conclusiones clave que se pueden considerar:

1. Tendencia General de los Precios

- **Predicción de Tendencias:** La línea de predicción (en color naranja) muestra la tendencia esperada de los precios en los próximos 126 días hábiles. Si la línea se eleva, sugiere que se espera un aumento en los precios, mientras que una línea descendente indica una posible disminución. Esto puede ayudar a los inversores a anticipar movimientos en el mercado.

2. Comparación con Datos Históricos

- **Ajuste del Modelo:** Al comparar la línea de predicción con los precios históricos (en color azul), se puede evaluar si el modelo ARIMA ha capturado adecuadamente las tendencias pasadas. Un buen ajuste sugiere que el modelo es capaz de aprender de los datos históricos y hacer predicciones razonables.
- **Identificación de Patrones:** Si la predicción sigue patrones observados en los datos históricos, esto puede indicar que el modelo está funcionando correctamente. Sin embargo, si hay discrepancias significativas, podría ser necesario revisar los parámetros del modelo o considerar otros factores que influyen en los precios.

3. Intervalos de Confianza

- **Incertidumbre en las Predicciones:** El área sombreada que representa el intervalo de confianza proporciona información sobre la incertidumbre asociada con las predicciones. Un intervalo más amplio indica mayor incertidumbre, lo que es importante para la toma de decisiones. Los inversores deben considerar esta incertidumbre al evaluar el riesgo de sus decisiones de inversión.
- **Rango de Posibles Resultados:** Los intervalos de confianza permiten a los inversores entender el rango dentro del cual es probable que se encuentren los precios futuros. Esto puede ser útil para establecer expectativas realistas y para la planificación de estrategias de inversión.

4. Eventos Externos y Volatilidad

- **Reacción a Eventos:** Si hay momentos en los que los precios históricos muestran cambios abruptos (debido a eventos económicos, anuncios de ganancias, etc.), es importante observar cómo el modelo responde a esos cambios en sus predicciones. Esto puede ayudar a evaluar la robustez del modelo y su capacidad para adaptarse a condiciones cambiantes del mercado.
- **Volatilidad del Mercado:** Si el modelo predice una alta volatilidad (amplios intervalos de confianza), esto puede ser un indicativo de que el mercado está experimentando incertidumbre, lo que podría influir en las decisiones de inversión.

5. Limitaciones del Modelo

- **Dependencia de Datos Históricos:** Las predicciones del modelo ARIMA se basan en datos históricos. Si hay cambios estructurales en el mercado o en la economía que no están reflejados en los datos pasados, el modelo puede no ser capaz de predecir adecuadamente el futuro.
- **Ajuste de Parámetros:** La elección de los parámetros del modelo (p , d , q) es crucial. Si estos parámetros no se eligen adecuadamente, el modelo puede no capturar correctamente la dinámica de la serie temporal.

6. Implicaciones para la Toma de Decisiones

- **Estrategias de Inversión:** Las predicciones y los intervalos de confianza pueden ser utilizados para desarrollar o ajustar estrategias de inversión. Por ejemplo, si se espera un aumento en los precios, podría ser un buen momento para comprar. Por otro lado, si se anticipa una disminución, podría ser prudente vender o evitar nuevas inversiones.
- **Gestión de Riesgos:** Comprender la incertidumbre en las predicciones permite a los inversores gestionar mejor el riesgo. Pueden decidir diversificar sus inversiones o establecer límites de pérdidas basados en la volatilidad esperada.

El gráfico generado proporciona una visión integral de las predicciones de precios a largo plazo utilizando el modelo ARIMA, junto con los datos históricos y los intervalos de confianza. Estas conclusiones son fundamentales para evaluar la efectividad del modelo y para tomar decisiones informadas en el ámbito de la inversión. Al considerar tanto las predicciones como la incertidumbre asociada, los inversores pueden planificar mejor sus estrategias y gestionar el riesgo de manera más efectiva.

Análisis económicos

descarga de indicadores macroeconómicos desde FRED

```
7]: # --- Análisis Económico ---  
# Descarga de indicadores macroeconómicos desde FRED  
start_macro = "2020-01-01"  
end_macro = "2024-12-31"  
  
# PIB (Gross Domestic Product)  
gdp = web.DataReader("GDP", "fred", start_macro, end_macro)  
  
# Índice de Precios al Consumidor (Inflación)  
cpi = web.DataReader("CPIAUCSL", "fred", start_macro, end_macro)  
  
# Tasa de interés de La Fed (Federal Funds Rate)  
interest_rate = web.DataReader("FEDFUNDS", "fred", start_macro, end_macro)
```

Este código está diseñado para realizar un análisis económico mediante la descarga de indicadores macroeconómicos desde la base de datos FRED (Federal Reserve Economic Data), que es un recurso muy utilizado para obtener datos económicos en Estados Unidos.

Importación de bibliotecas

Aunque no se muestra en el fragmento de código, es probable que se haya importado la biblioteca **pandas_datareader** para poder utilizar la función **web.DataReader**. Esta biblioteca permite acceder a datos económicos y financieros de diversas fuentes, incluyendo FRED.

Definición de rangos de fecha

Aquí se definen dos variables, **start_macro** y **end_macro**, que especifican el rango de fechas para el cual se desean obtener los datos. En este caso, se están solicitando datos desde el 1 de enero de 2020 hasta el 31 de diciembre de 2024.

Descarga del producto interno bruto (PIB)

Esta línea utiliza la función `web.DataReader` para descargar los datos del Producto Interno Bruto (PIB) de Estados Unidos. El primer argumento **"GDP"** es el código que FRED utiliza para identificar el PIB. El segundo argumento **"fred"** indica que la fuente de los datos es FRED. Los últimos dos argumentos son las fechas de inicio y fin que se definieron anteriormente. El resultado se almacena en la variable **gdp**.

Descarga del índice de precios al consumidor

De manera similar, esta línea descarga los datos del Índice de Precios al Consumidor (CPI) de Estados Unidos. El código **"CPIAUCSL"** es el identificador para el CPI en FRED. Los datos se almacenan en la variable **cpi**.

Descarga de la tasa de interés de la reserva general

Finalmente, esta línea descarga los datos de la Tasa de Fondos Federales (Federal Funds Rate), que es la tasa de interés a la que los bancos se prestan dinero entre sí. El código **"FEDFUNDS"** se utiliza para identificar esta serie de datos en FRED. Los datos se almacenan en la variable **interest_rate**.

NOTA: código permite obtener tres indicadores macroeconómicos clave de Estados Unidos (PIB, CPI e interés de la Fed) para un rango de fechas específico. Estos datos son fundamentales para realizar análisis económicos, ya que proporcionan información sobre el crecimiento económico, la inflación y la política monetaria. Una vez que se han descargado, estos datos pueden ser utilizados para realizar análisis estadísticos, gráficos, o para alimentar modelos económicos.

Combinar los datos macroeconómicos

```
# Combinar los datos macroeconómicos
macro_data = pd.concat([gdp, cpi, interest_rate], axis=1)
macro_data.columns = ["GDP", "CPI", "Interest_Rate"]

# Reescalar los datos para comparar
macro_data_scaled = macro_data.apply(lambda x: (x - x.min()) / (x.max() - x.min()))
macro_data_scaled['Apple_Close'] = (data['Close'] - data['Close'].min()) / (data['Close'].max() - data['Close'].min())
```

Combinar los datos macroeconómicos

- **pd.concat(...)**: Esta función de la biblioteca **pandas** se utiliza para concatenar (combinar) varios DataFrames. En este caso, se están combinando los DataFrames **gdp**, **cpi** e **interest_rate**.
- **axis=1**: Este argumento indica que la concatenación se debe realizar a lo largo de las columnas (es decir, se añaden columnas de los DataFrames a lo largo de las filas existentes).

El resultado de esta operación es un nuevo DataFrame llamado **macro_data** que contiene las columnas del PIB, CPI y la tasa de interés, alineadas por fecha.

Renombrar las columnas

- Aquí se están renombrando las columnas del DataFrame **macro_data** para que sean más descriptivas. Las columnas se renombrarán a **"GDP"** (Producto Interno Bruto), **"CPI"** (Índice de Precios al Consumidor) y **"Interest_Rate"** (Tasa de Interés).

Reescalar los datos para comparación

- **macro_data.apply(...)**: Esta función aplica una función a lo largo de un eje del DataFrame. En este caso, se está aplicando una función lambda a cada columna del DataFrame **macro_data**.
- **lambda x: (x - x.min()) / (x.max() - x.min())**: Esta es una función lambda que realiza un reescalado de los datos. Para cada columna **x**, se resta el valor mínimo de la columna y se divide por el rango (máximo - mínimo). Esto transforma los datos de cada columna para que estén en un rango de 0 a 1. Este proceso se conoce como normalización o escalado min-max.

El resultado es un nuevo DataFrame llamado **macro_data_scaled** que contiene los mismos datos que **macro_data**, pero reescalado entre 0 y 1.

Escalar los precios de cierre de APPLE

- Aquí se está añadiendo una nueva columna al DataFrame **macro_data_scaled** llamada **Apple_Close**, que representa el precio de cierre de las acciones de Apple, también reescalado entre 0 y 1.
- **data['Close']**: Se asume que **data** es un DataFrame que contiene datos de precios de acciones, y **Close** es la columna que contiene los precios de cierre.
- El proceso de reescalado es el mismo que se utilizó para los datos macroeconómicos: se resta el valor mínimo de la columna de precios de cierre y se divide por el rango (máximo - mínimo).

Este fragmento de código combina los datos macroeconómicos (PIB, CPI y tasa de interés) en un solo DataFrame, renombra las columnas para mayor claridad, y luego normaliza todos estos datos (incluyendo los precios de cierre de Apple) para que estén en un rango de 0 a 1. Esto es útil para realizar comparaciones visuales o análisis posteriores, ya que todos los datos estarán en la misma escala.

Gráfico de indicadores económicos



se genera un gráfico que muestra las cuatro series de datos (precio de Apple, PIB, inflación y tasa de interés) en un mismo gráfico, todas reescalado entre 0 y 1. Esto permite comparar visualmente cómo se han movido estos indicadores a lo largo del tiempo en relación con el precio de las acciones de Apple.

Interpretación de los resultados:

- **Tendencias:** Se pueden observar las tendencias de cada indicador a lo largo del tiempo. Por ejemplo, si el precio de las acciones de Apple aumenta, se puede analizar si hay una correlación con el PIB, la inflación o la tasa de interés.
- **Relaciones:** La visualización puede ayudar a identificar si hay alguna relación entre el comportamiento del precio de las acciones de Apple y los indicadores macroeconómicos. Por ejemplo, si el PIB está en aumento y el precio de las acciones de Apple también, podría sugerir que hay una relación positiva entre el crecimiento económico y el rendimiento de las acciones de Apple.
- **Volatilidad:** También se puede observar la volatilidad de cada indicador. Por ejemplo, si la tasa de interés muestra cambios bruscos, esto podría tener implicaciones para el mercado de acciones.

En resumen, este gráfico proporciona una herramienta visual para analizar y comparar el comportamiento de los precios de las acciones de Apple con indicadores macroeconómicos clave, lo que puede ser útil para la toma de decisiones de inversión o para el análisis económico en general.

Análisis de correlación entre Apple y factores macroeconómicos

```
[53]: # Análisis de correlación entre Apple y factores macroeconómicos
macro_data['Apple_Close'] = data['Close']
correlation = macro_data.corr()
print("Correlación entre el precio de Apple y los indicadores macroeconómicos:")
print(correlation['Apple_Close'])

Correlación entre el precio de Apple y los indicadores macroeconómicos:
GDP          0.889375
CPI           0.805274
Interest_Rate 0.682654
Apple_Close   1.000000
Name: Apple_Close, dtype: float64
```

Resultados

1. Correlación con el PIB (0.889375):

- La correlación entre el precio de las acciones de Apple y el PIB es de aproximadamente 0.89, lo que indica una fuerte correlación positiva. Esto sugiere que, a medida que el PIB de Estados Unidos crece, el precio de las acciones de Apple tiende a aumentar también. Esto es un resultado positivo para las acciones de Apple, ya que un crecimiento económico generalmente se asocia con un aumento en el consumo y la demanda de productos tecnológicos.

2. Correlación con el CPI (0.805274):

- La correlación entre el precio de las acciones de Apple y el Índice de Precios al Consumidor (CPI) es de aproximadamente 0.81, lo que también indica una fuerte correlación positiva. Esto sugiere que, a medida que la inflación (medida por el CPI) aumenta, el precio de las acciones de Apple también tiende a aumentar. Esto puede ser un poco más complejo, ya que la inflación puede afectar el poder adquisitivo de los consumidores, pero en este caso, parece que la marca Apple sigue siendo fuerte incluso en un entorno inflacionario.

3. Correlación con la Tasa de Interés (0.682654):

- La correlación entre el precio de las acciones de Apple y la tasa de interés es de aproximadamente 0.68, lo que indica una correlación positiva moderada. Esto sugiere que, a medida que la tasa de interés aumenta, el precio de las acciones de Apple también tiende a aumentar, aunque la relación no es tan fuerte como con el PIB o el CPI. Sin embargo, es importante tener en cuenta que tasas de interés más altas pueden llevar a un costo de financiamiento más alto para las empresas y afectar el gasto del consumidor, lo que podría tener un impacto negativo en el crecimiento a largo plazo.

4. Correlación de 1.000000 con sí mismo:

- La correlación de 1.0 entre el precio de las acciones de Apple y sí mismo es esperada, ya que se está comparando la misma variable.

En general, los resultados de la correlación son positivos para las acciones de Apple. La fuerte correlación con el PIB sugiere que el crecimiento económico beneficia a la empresa, mientras que la correlación con el CPI indica que Apple puede mantener su valor incluso en un entorno inflacionario. La correlación moderada con la tasa de interés sugiere que, aunque hay una relación positiva, es importante monitorear cómo las tasas de interés pueden afectar el crecimiento futuro de la empresa.

NOTA: es crucial recordar que la correlación no implica causalidad. Aunque hay una relación observada entre estas variables, no significa necesariamente que una cause la otra. Factores externos, como cambios en la política económica, la competencia en el mercado y la percepción del consumidor, también pueden influir en el precio de las acciones de Apple. Por lo tanto, es recomendable considerar estos resultados en el contexto de un análisis más amplio y no basar decisiones de inversión únicamente en la correlación observada.

Conclusión del Informe de Análisis de Acciones de Apple Inc. (AAPL)

El análisis de las acciones de Apple Inc. (AAPL) durante el período de 2020 a 2024 ha proporcionado una visión integral de su desempeño en el mercado, así como de los factores macroeconómicos que influyen en su valor. A través de diversas herramientas de análisis técnico y modelos predictivos, se ha logrado identificar patrones significativos y correlaciones que pueden ser útiles para la toma de decisiones de inversión.

Desempeño de las Acciones

1. **Tendencias de Precios:** A lo largo de los últimos cinco años, las acciones de Apple han mostrado una tendencia general al alza, con picos significativos en 2021, impulsados por lanzamientos de productos y resultados financieros positivos. Sin embargo, también se han observado caídas en 2022 y 2023, influenciadas por factores macroeconómicos y cambios en la demanda del consumidor.
2. **Análisis Técnico:** El uso de indicadores técnicos como las medias móviles (SMA de 50 y 200 días) y el Índice de Fuerza Relativa (RSI) ha permitido identificar puntos de entrada y salida en el mercado. Los cruces de las medias móviles han proporcionado señales de compra y venta, mientras que los niveles de RSI han indicado condiciones de sobrecompra y sobreventa.
3. **Modelos Predictivos:** La implementación de modelos de aprendizaje automático, como Random Forest y redes neuronales, ha mostrado un rendimiento razonable en la predicción de precios futuros, con un Error Absoluto Medio (MAE) de 5.89. Sin embargo, se recomienda mejorar el modelo mediante la incorporación de más variables y la optimización de hiperparámetros.

Correlaciones Macroeconómicas

1. **Relación con el PIB:** La fuerte correlación positiva (0.89) entre el precio de las acciones de Apple y el Producto Interno Bruto (PIB) sugiere que el crecimiento económico beneficia a la empresa. Esto indica que, en un entorno de expansión económica, es probable que las acciones de Apple se aprecien.
2. **Inflación y CPI:** La correlación con el Índice de Precios al Consumidor (CPI) es también fuerte (0.81), lo que sugiere que Apple ha mantenido su valor incluso en un contexto inflacionario. Esto puede ser un indicativo de la fortaleza de la marca y la lealtad del consumidor.
3. **Tasa de Interés:** La correlación moderada (0.68) con la tasa de interés indica que, aunque hay una relación positiva, es importante monitorear cómo las tasas de interés pueden afectar el crecimiento futuro de la empresa. Un aumento en las tasas podría incrementar los costos de financiamiento y afectar el gasto del consumidor.

Análisis de Volumen y Eventos Clave

El análisis del volumen de negociación ha revelado que los picos en el volumen suelen coincidir con eventos significativos, como lanzamientos de productos y anuncios de ganancias. Por otro lado, los períodos de baja actividad se asocian con vacaciones o falta de novedades relevantes.

Limitaciones y Recomendaciones

A pesar de los hallazgos positivos, es crucial tener en cuenta que la correlación no implica causalidad. Los resultados deben ser considerados en el contexto de un análisis más amplio que incluya factores externos y cambios en la política económica. Se recomienda realizar un seguimiento continuo de los modelos predictivos y ajustar las estrategias de inversión en función de las condiciones del mercado.

Conclusión Final

El análisis de las acciones de Apple Inc. ha proporcionado información valiosa sobre su desempeño y las dinámicas del mercado. La combinación de análisis técnico, modelos predictivos y correlaciones macroeconómicas ofrece a los inversores herramientas útiles para tomar decisiones informadas. Sin embargo, es fundamental mantenerse alerta ante los cambios en el entorno económico y ajustar las estrategias de inversión en consecuencia.