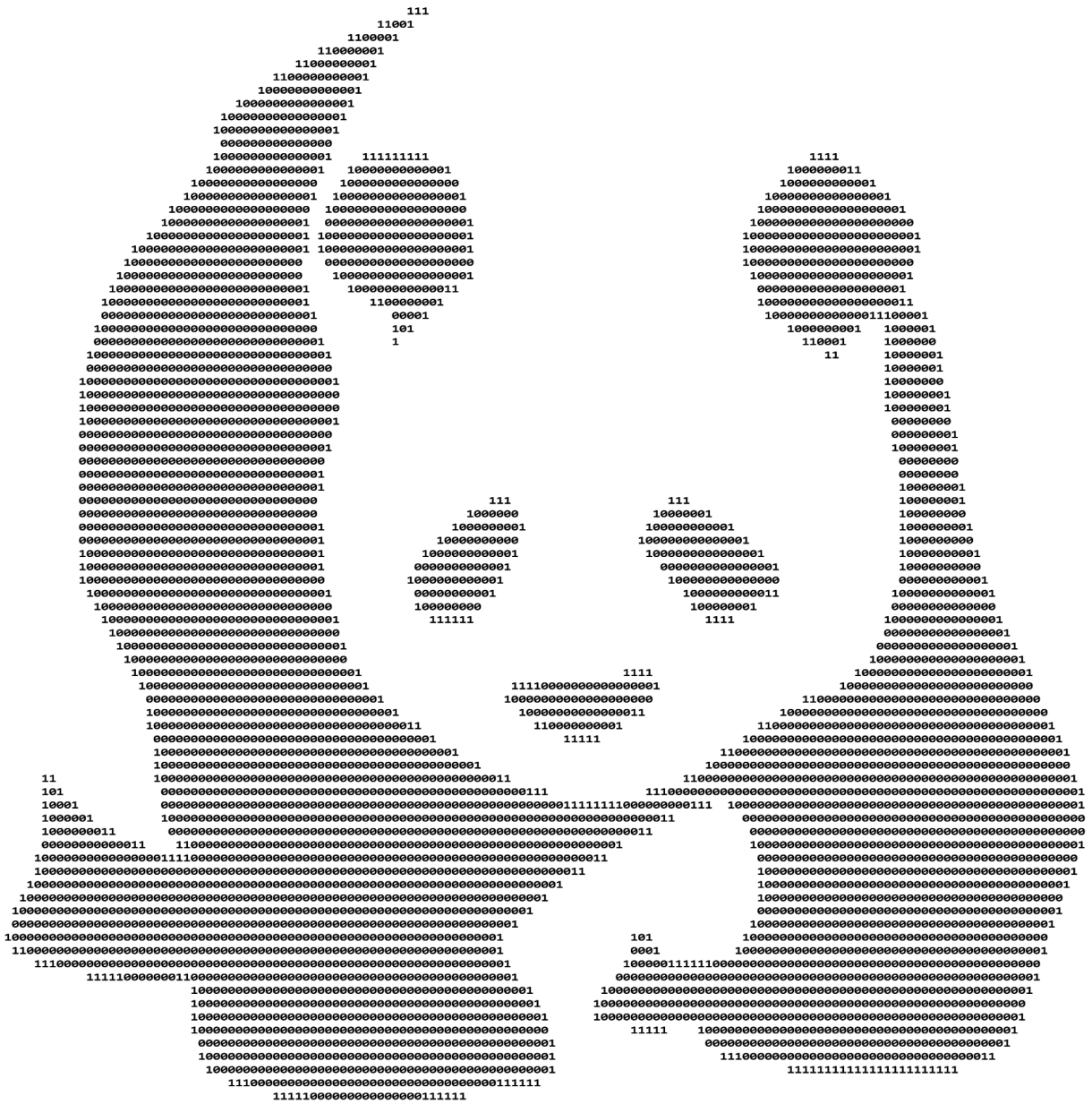
Pandas Projects



Objetivo del Documento

El propósito del presente documento es examinar el uso del módulo *pandas* del lenguaje de programación Python, a través de la implementación de proyectos prácticos. Esta metodología tiene como objetivo facilitar una comprensión profunda tanto de la documentación técnica como del uso adecuado de dicha herramienta, promoviendo simultáneamente el desarrollo de aplicaciones con valor funcional.

Los proyectos propuestos estarán principalmente enfocados en temáticas vinculadas a la economía y al trading algorítmico, con la finalidad de aportar soluciones prácticas y relevantes dentro de estos campos de estudio.

Proyecto I: Análisis de precios históricos de las acciones en el mercado.

Introducción

El presente proyecto se centra en el análisis de precios históricos de acciones cotizadas en el mercado financiero, utilizando para ello herramientas del ecosistema Python. En particular, se hará uso de la biblioteca yfinance, que permite acceder a datos bursátiles históricos, y de pandas, una librería fundamental para el procesamiento y análisis de datos estructurados.

El enfoque del proyecto estará orientado tanto a la aplicación técnica de estas herramientas como a la comprensión de los fundamentos del trading algorítmico, campo en el cual dichas bibliotecas cumplen un rol esencial. Se pondrá especial énfasis en la utilización de pandas para manipular y analizar la información obtenida, con el fin de obtener resultados precisos y útiles que deriven en la creación de un programa capaz de proporcionar información relevante sobre el comportamiento de los activos analizados.

Asimismo, se buscará integrar conocimientos teóricos propios de la ciencia de datos, con el objetivo de desarrollar salidas analíticas que respondan de manera eficaz a las necesidades planteadas por el entorno del trading algorítmico.

Parte I: Obtención de datos

La biblioteca pandas en Python constituye una herramienta fundamental para el manejo eficiente de grandes volúmenes de datos estructurados. No obstante, surge una pregunta esencial: ¿qué tipo de datos analizaremos y de dónde los obtendremos?

Con el fin de mantener una coherencia temática con el enfoque del trading algorítmico, se utilizará la biblioteca yfinance, la cual permite acceder y descargar información histórica de precios de activos financieros cotizados en el mercado de valores. Además de datos de precios (como apertura, cierre, máximos, mínimos y volumen), yfinance también proporciona información financiera relevante sobre las empresas, incluyendo balances generales, estados de resultados y flujos de efectivo (cash flow).

Si bien estos datos tienen un valor intrínseco, su análisis directo puede resultar complejo sin las herramientas adecuadas. En este contexto, pandas facilita la tarea al ofrecer estructuras de datos potentes y funcionalidades específicas para la manipulación, transformación y análisis eficiente de la información, convirtiéndola en un recurso accesible y útil para la toma de decisiones en entornos financieros.

1.1 Módulos a importar

Importamos tres librerías fundamentales para el análisis de datos financieros. pandas (abreviado como pd) permite manipular datos en forma de tablas, lo cual facilita enormemente el análisis y la transformación de la información. yfinance (abreviado como yf) se utiliza para descargar datos bursátiles históricos desde Yahoo Finance de manera sencilla y automatizada. Por último, datetime (abreviado como dt) sirve para gestionar fechas y horas dentro de Python, permitiendo calcular períodos de tiempo de forma precisa.

```
import pandas as pd
import yfinance as yf
import datetime as dt
```

1.2 Descarga de información

Posteriormente, se define una lista llamada tickers que contiene los símbolos de los activos financieros de interés: "YPFD.BA" (acción de YPF en la bolsa argentina), "AAPL" (Apple en la bolsa estadounidense) y "ALUA.BA" (Aluar en la bolsa argentina). A su vez, se establecen dos variables de fecha: start representa la fecha actual menos siete días, es decir, calcula una x cantidad de tiempo atrás desde hoy; mientras que end almacena la fecha y hora actuales. Estas variables serán utilizadas para establecer el rango temporal de descarga de los datos.

```
tickers = ["YPFD.BA","AAPL","ALUA.BA"]

start = dt.datetime.today() - dt.timedelta(7)
end = dt.datetime.today()
```

A continuación, se implementa un bucle for que recorre cada uno de los tickers de la lista. Dentro de este bucle, se utiliza la función **yf.download()** para descargar la información histórica de precios para cada activo. Esta descarga se realiza con un intervalo de 15 minutos **(interval="15m")** y cubriendo el rango de fechas comprendido entre hace siete días y hoy. La opción **auto_adjust=False** indica que los precios no deben ser ajustados automáticamente por eventos como dividendos o splits de acciones, preservando los valores originales.

Una vez descargados los datos, estos se convierten en un **DataFrame** de pandas llamado data. Se renombran las columnas del DataFrame para que tengan nombres específicos: "Adj Close", "Close", "High", "Low", "Open" y "Vol". Luego, se agregan dos nuevas columnas: una llamada Ticker, que guarda el nombre del activo correspondiente para identificar a qué empresa pertenece cada fila de datos, y otra llamada date, que toma el índice del DataFrame (que representa la fecha y hora de cada registro).

```
tickers = ["YPFD.BA","AAPL","ALUA.BA"]

start = dt.datetime.today() - dt.timedelta(7)
end = dt.datetime.today()

for ticker in tickers:
    yfinance_information = yf.download(ticker, start=start, end=end, interval="15m", auto_adjust=False)

  data = pd.DataFrame(yfinance_information)

  data.columns = ["Adj Close",'Close', 'High', 'Low', 'Open', 'Vol']
  data['Ticker'] = ticker
  data["date"] = data.index

  data.info()
```

Finalmente, el código ejecuta data.info(), una función que muestra un resumen general del DataFrame. Esta salida permite visualizar cuántas filas y columnas tiene el DataFrame, qué

tipo de datos contiene cada columna, y cuántos valores nulos existen, facilitando así una rápida verificación de que la información se haya descargado y organizado correctamente.

1.2.1 Datos en pandas

Pandas maneja principalmente tipos de datos estructurados en dos objetos principales: Series y DataFrames. Una Series es una estructura unidimensional que puede almacenar cualquier tipo de dato (números, cadenas de texto, valores booleanos, fechas, etc.), acompañada de un índice que identifica cada elemento. Se puede pensar en una Series como una columna de Excel: un conjunto de datos alineados uno debajo del otro, cada uno con su propio nombre o posición.

Por otro lado, un DataFrame es una estructura bidimensional, parecida a una hoja de cálculo o una tabla de base de datos, donde cada columna es en realidad una Series. Esto significa que cada columna de un DataFrame puede contener un tipo de dato diferente. Por ejemplo, una columna podría contener números enteros, otra cadenas de texto, otra fechas y otra valores booleanos (True/False), todo en el mismo DataFrame. Esto da a pandas una gran flexibilidad para trabajar con diferentes tipos de información al mismo tiempo.

En cuanto a los tipos de datos más comunes que pandas maneja dentro de las Series y DataFrames, podemos mencionar varios:

- Enteros (int): Son números enteros como 1, 5, 100 o -23. Dentro de pandas, suelen aparecer como int64, indicando que cada número ocupa 64 bits de memoria.
- Números decimales o flotantes (float): Representan números con parte decimal, como 3.14 o -0.01. Normalmente, pandas los almacena como float64.
- Cadenas de texto (object): Aunque parece extraño, pandas guarda las columnas de texto bajo el tipo object, porque puede contener cualquier tipo de objeto de Python, no solo texto. Desde 2020 en adelante, pandas también tiene un tipo más especializado llamado string, pero object sigue siendo muy usado para datos de texto.
- Valores booleanos (bool): Son valores True o False, y pandas los maneja como tipo bool, ocupando muy poca memoria.
- Fechas y tiempos (datetime64): Cuando trabajamos con fechas o tiempos, pandas utiliza el tipo datetime64[ns], donde ns significa nanosegundos, indicando la precisión de las marcas de tiempo.
- Datos categóricos (category): Este tipo especial se usa para columnas que tienen un número limitado de valores posibles (por ejemplo, colores, países, estados civiles). Guardar datos como category es más eficiente en memoria y puede acelerar algunas operaciones.

Finalmente, hay que mencionar que pandas también es capaz de trabajar con valores nulos, que representan datos faltantes. Estos pueden aparecer como NaN (Not a Number) en datos numéricos o como None en datos de texto o mezclados. Manejar correctamente los nulos es esencial para hacer análisis de datos confiables.

Parte II: Manipulación de datos con pandas

En esta sección se abordará la manipulación de datos utilizando la biblioteca pandas. Aunque los datos de mercado presentan una estructura funcional —ya que se obtienen de manera simultánea y con registro histórico—, resulta fundamental comprender cómo su procesamiento impacta directamente en la calidad y profundidad del análisis posterior. La correcta manipulación de los datos no solo permite mejorar la organización y presentación de la información, sino que también puede ser determinante en la obtención de resultados más precisos y representativos en los análisis realizados.

1.1 Información de yfinance

Cuando se descargan datos directamente a través de la biblioteca yfinance, la información se estructura en un DataFrame donde cada columna representa una variable de precios relevantes del activo financiero seleccionado. En el ejemplo proporcionado, las columnas principales son: Adj Close (precio de cierre ajustado), Close (precio de cierre), High (precio máximo alcanzado en el intervalo), Low (precio mínimo alcanzado), Open (precio de apertura) y Volume (volumen de operaciones).

Price	Adj Close	Close	High	Low	Open	Volume
Ticker	YPFD.BA	YPFD.BA	YPFD.BA	YPFD.BA	YPFD.BA	YPFD.BA
Datetime						
2025-04-21 18:30:00+00:00	36500.0	36500.0	36500.0	36275.0	36275.0	17534
2025-04-21 18:45:00+00:00	36350.0	36350.0	36500.0	36350.0	36500.0	8801
2025-04-21 19:00:00+00:00	36350.0	36350.0	36400.0	36325.0	36375.0	5412
...	...	...	...	...	...	...

Es importante señalar que los datos aparecen organizados bajo un índice temporal (Datetime), donde cada fila corresponde a un registro en un momento específico, en este caso, cada 15 minutos. Además, el nombre del activo (Ticker) se repite en cada columna como una segunda capa de índice (lo que técnicamente se denomina MultiIndex en pandas). Esto significa que la información no solo está clasificada por la variable de precio, sino también asociada explícitamente al símbolo bursátil correspondiente.

Sin embargo, este formato crudo, aunque contiene toda la información necesaria, no resulta inmediatamente práctico para ciertos análisis o manipulaciones posteriores. Es por ello que resulta habitual reorganizar, renombrar o simplificar esta estructura antes de proceder con tareas de procesamiento o visualización de datos financieros.

Con el objetivo de adaptar la estructura de los datos descargados para facilitar su manipulación y análisis, se procede a realizar una serie de transformaciones iniciales sobre el

DataFrame obtenido. En primer lugar, se redefinen los nombres de las columnas utilizando la instrucción data.columns = ["Adj Close", "Close", "High", "Low", "Open", "Vol"], asignando denominaciones más directas y uniformes a cada una de las variables. Esta acción elimina la capa de MultiIndex que originalmente asociaba cada columna al nombre del ticker, simplificando así el esquema de datos.

Posteriormente, se agrega una nueva columna denominada Ticker, a la cual se le asigna el valor correspondiente al activo financiero que se está procesando en ese momento, esto se debe a que probablemente en un futuro almacenemos grandes cantidades de información de mercado sobre cada ticker en la misma base, por lo que esto ayuda a identificar qué activo estamos analizando sin errores, y por otro lado, facilita el acceso a todos los datos de un activo de manera sencilla. Esto resulta fundamental para preservar la referencia al origen de cada dato dentro del conjunto, especialmente cuando se trabaja con múltiples activos simultáneamente. Finalmente, se crea una columna adicional llamada date, que extrae el índice temporal del DataFrame y lo convierte en una columna explícita, a su vez se agrega esta información por más de que se encuentre en el índice debido a que resulta beneficiosa a la hora de realizar ciertos análisis. Esta transformación es crucial para facilitar operaciones posteriores, como filtrados, agrupamientos o combinaciones de datos basadas en fechas específicas.

En conjunto, estas modificaciones permiten transformar un formato de datos inicialmente complejo en una estructura más plana, ordenada y lista para su utilización en análisis financieros avanzados.

Datetime	Adj Close	Close	High	Low	Open	Vol	Ticker	date
2025-04-21 18:30:00+00:00	709.0	709.0	710.0	705.0	708.0	0	ALUA.BA	2025-04-21 18:30:00+00:00
2025-04-21 18:45:00+00:00	699.0	699.0	710.0	698.0	708.0	54225	ALUA.BA	2025-04-21 18:45:00+00:00
2025-04-21 19:00:00+00:00	688.0	688.0	699.0	685.0	699.0	63137	ALUA.BA	2025-04-21 19:00:00+00:00
2025-04-21 19:15:00+00:00	675.0	675.0	690.0	671.0	688.0	141137	ALUA.BA	2025-04-21 19:15:00+00:00
2025-04-21 19:30:00+00:00	666.0	666.0	681.0	663.0	675.0	160797	ALUA.BA	2025-04-21 19:30:00+00:00
...	...	...	...	...	...	...	...	...

La decisión de agregar una columna date en el DataFrame, además de mantener el índice temporal (Datetime), no es estrictamente necesaria desde el punto de vista técnico, ya que pandas permite acceder y manipular fácilmente datos utilizando directamente el índice. Cuando el índice contiene información temporal, se puede aplicar filtrado, ordenamiento, resampling y otras operaciones de series de tiempo de forma muy eficiente. Por ejemplo, es posible seleccionar datos de un día específico o de un rango de fechas simplemente utilizando métodos como .loc[] o funciones especializadas como .resample().

No obstante, incluir una columna explícita que contenga la fecha puede resultar conveniente en ciertos casos. Particularmente, cuando se requiere:

- Visualizar la fecha como una columna más al imprimir o exportar el DataFrame-
- Realizar operaciones de agrupamiento (por ejemplo, agrupar por día, mes o año) de manera más sencilla utilizando funciones como .groupby('date').
- Combinar o unir varios DataFrames basados en fechas específicas utilizando funciones como .merge() o .concat().
- Exportar los datos a formatos donde se prefiera la fecha como un campo explícito (por ejemplo, al guardar en CSV para trabajar luego en Excel).

1.2 Time Series

Dado que los datos financieros operan naturalmente como series de tiempo, es decir, como conjuntos de observaciones ordenadas cronológicamente, el manejo correcto del índice temporal en pandas adquiere una relevancia central. Una serie de tiempo permite analizar la evolución de una variable —como el precio de una acción o el volumen operado— a lo largo del tiempo. En este contexto, pandas ofrece una amplia gama de herramientas diseñadas específicamente para trabajar con datos temporales, tales como filtrado por fechas, cambios de frecuencia (resample()), cálculo de ventanas móviles (rolling()), y generación de estadísticas periódicas. Al mantener la información temporal como índice, se habilita el uso directo de estas funcionalidades, optimizando tanto el rendimiento como la expresividad del análisis. Sin embargo, como se mencionó anteriormente, disponer de la fecha también como columna puede complementar este enfoque al facilitar tareas de agrupamiento y fusión con otras estructuras de datos que no compartan el mismo índice.

```
daily_data = data.resample('D').agg({
   'Open': 'first',
   'High': 'max',
   'Low': 'min',
   'Close': 'last',
   'Volume': 'sum',
   'Adj Close': 'last'
})
```

Los datos de series temporales constituyen una forma fundamental de datos estructurados en numerosos campos del conocimiento, como las finanzas y la economía. En términos generales, una serie temporal se compone de observaciones o mediciones realizadas en distintos puntos del tiempo. Este tipo de datos puede presentarse con una frecuencia fija, en la cual las observaciones se realizan en intervalos regulares (por ejemplo, cada 15 segundos, cada 5 minutos o una vez por mes); o con una frecuencia irregular, donde las mediciones no siguen un patrón temporal constante.

La manera en que se representa o indexa una serie temporal depende en gran medida del contexto de aplicación. Entre las formas más comunes de representar series temporales se encuentran:

- **Timestamps:** instantes específicos en el tiempo, ampliamente utilizados en datos financieros y sensores digitales.
- **Períodos fijos:** unidades de tiempo regulares como meses, trimestres o años (por ejemplo, "enero de 2023").
- **Intervalos de tiempo:** definidos por un punto de inicio y uno de finalización, utilizados frecuentemente en estudios de duración o ventanas móviles.
- **Tiempo relativo o experimental:** en este caso, cada marca temporal representa un valor relativo a un evento inicial (por ejemplo, los segundos transcurridos desde que se encendió un horno).

1.2.1 Conversión entre representaciones temporales en pandas

En el análisis de series temporales, puede ser necesario transformar la forma en que se representa el tiempo según los requerimientos analíticos. La biblioteca pandas proporciona métodos robustos para convertir entre distintos tipos de índices temporales, tales como timestamps, períodos y intervalos. A continuación se describen los casos más comunes:

De Timestamp a Period: Un timestamp representa un instante específico en el tiempo, mientras que un period representa una unidad de tiempo como un mes, trimestre o año. Convertir un índice de tipo DatetimeIndex a PeriodIndex permite trabajar con agrupaciones temporales más generales.

```
# Supongamos una serie con índice datetime
rng = pd.date_range("2023-01-01", periods=5, freq="D")
ts = pd.Series(range(5), index=rng)

# Convertimos de timestamp a period mensual
ts_period = ts.to_period("M")
print(ts_period)
```

De Timestamp a Interval: Cuando se desea trabajar con bloques de tiempo definidos por un inicio y un fin (intervalos), es posible generar estructuras explícitas usando pd.IntervalIndex. Aunque pandas no tiene una función directa para convertir un índice temporal en intervalos, se puede hacer de forma manual agrupando por rangos:

```
# Crear intervalos de 2 días a partir de fechas
intervals = pd.interval_range(start="2023-01-01", end="2023-01-11", freq="2D")

# Crear un DataFrame con fechas
dates = pd.date_range("2023-01-01", periods=10, freq="D")
df = pd.DataFrame({"value": range(10)}, index=dates)

# Asignar intervalos según la fecha
df["interval"] = pd.cut(df.index, bins=intervals)
print(df.head())
```

Tiempo Relativo o Experimental: En experimentos, simulaciones o mediciones donde no se utiliza una fecha del calendario sino el tiempo transcurrido desde un punto de inicio, se puede usar un índice numérico que represente segundos, minutos o cualquier unidad relevante:

```
# Simulación de tiempo relativo: segundos desde el inicio
import numpy as np

elapsed_time = np.arange(0, 10, 0.5)  # cada 0.5 segundos
sensor_data = pd.Series(np.random.randn(len(elapsed_time)), index=elapsed_time)
sensor_data.index.name = "seconds_since_start"

print(sensor_data.head())
```

Parte III: Cálculo de indicadores

El cálculo de indicadores técnicos puede aplicarse de forma directa sobre la información obtenida a través de la biblioteca yfinance. No obstante, resulta fundamental comprender la lógica detrás de cada indicador, su método de cálculo, su utilidad en el análisis financiero y su interpretación dentro del contexto del comportamiento de las acciones.

Esta sección presenta los principales indicadores utilizados en el análisis técnico, destacando su aplicación práctica en el estudio de series temporales bursátiles y su relevancia en la toma de decisiones dentro del trading algorítmico.

1.1 Medias Móviles

Las medias móviles son indicadores fundamentales en el análisis técnico, utilizados para suavizar las fluctuaciones de precios y detectar tendencias en series temporales. Una de las variantes más empleadas es la Media Móvil Exponencial (EMA, por sus siglas en inglés), que asigna mayor peso a los datos más recientes, ofreciendo una respuesta más ágil ante cambios en el mercado.

A continuación, se presenta una función en Python que permite calcular la EMA a partir de una serie de precios y un período determinado:

```
def ema(series, length):
    return series.ewm(span=length, adjust=False).mean()
```

La función hace uso del método .ewm() de pandas, que genera un promedio ponderado exponencialmente. El parámetro span define la longitud de la media, mientras que adjust=False asegura que los pesos decrezcan de forma exponencial sin ajustes retrospectivos.

Para aplicar esta función sobre una columna de precios de cierre (Close), se puede proceder de la siguiente manera:

```
data["EMA"] = ema(data["Close"], 50)
```

1.2 Relative Strange Index (RSI)

El Índice de Fuerza Relativa (RSI, por sus siglas en inglés) es un indicador de momentum que mide la velocidad y el cambio de los movimientos de precios. Su valor oscila entre 0 y 100, y permite identificar posibles condiciones de sobrecompra o sobreventa en un activo

financiero. Generalmente, se interpreta que un RSI superior a 70 indica una situación de sobrecompra, mientras que un valor inferior a 30 sugiere una posible sobreventa.

A continuación, se presenta una función en Python que calcula el RSI a partir de una serie de precios de cierre (Close) y un período determinado:

```
def rsi(data, n):
    "Función para calcular el RSI"
    df = data.copy()

    # Calcular la diferencia de precios (cambio)
    change = df["Close"].diff()

    # Calcular ganancias y pérdidas
    df["gain"] = np.where(change > 0, change, 0)
    df["loss"] = np.where(change < 0, -change, 0)

    # Calcular las medias exponenciales de ganancias y pérdidas
    avgGain = df["gain"].ewm(span=n, min_periods=n).mean()
    avgLoss = df["loss"].ewm(span=n, min_periods=n).mean()

    # Evitar división por cero en RS
    rs = avgGain / avgLoss.replace(0, np.nan)

    # Calcular RSI
    df["RSI"] = 100 - (100 / (1 + rs))
    return df["RSI"]
```

La función utiliza pandas y numpy para calcular las ganancias y pérdidas promedio suavizadas exponencialmente, evitando errores como la división por cero al reemplazar pérdidas nulas con NaN.

Este indicador es ampliamente utilizado en estrategias de trading algorítmico, ya que permite establecer condiciones específicas para generar señales de compra o venta basadas en el comportamiento reciente del precio.

Estos representan solo algunos ejemplos de los múltiples indicadores técnicos que pueden implementarse en Python para el análisis de acciones. En términos generales, cualquier indicador utilizado en el análisis técnico puede ser desarrollado mediante herramientas del ecosistema Python, permitiendo no sólo su visualización, sino también su integración en sistemas automatizados de generación de señales de compra y venta, fundamentales en entornos de *trading* algorítmico.