



Universidad Pontificia Comillas

**Estrategia de inversión basada en la  
combinación de análisis fundamental  
(Piotroski y Altman) y técnicas de *market  
timing***  
**TRABAJO FIN DE GRADO**

Autor: Pablo Joaquín López García

Director: D. Ramón Bermejo Climent

## Resumen

El presente trabajo investiga la posibilidad de batir al mercado de renta variable. Para ello se diseña una estrategia de inversión mediante la metodología *Top-Down*. En ella se combinan análisis fundamental y técnicas de *market timing*. El estudio fundamental se centra en los criterios de Piotroski y Altman, mientras que el estudio mediante técnicas de *market timing* se apoya en indicadores técnicos (Bandas de Bollinger, *Relative Strength Index* y medias móviles). Los resultados obtenidos indican la superación del *benchmark* mediante la combinación de ambos análisis. Sin embargo, el análisis fundamental empleado individualmente (sin combinarse con las técnicas de *market timing*) ofrece la máxima rentabilidad mediante la estrategia *Buy & Hold*. En esos casos, a pesar de reducir el riesgo, el análisis técnico reduce la rentabilidad final. Estos resultados se refieren al largo plazo. No obstante, en periodos de incertidumbre cortoplacistas, la combinación técnica y fundamental es la que mejores resultados ofrece, esquivando las pérdidas del mercado.

**Palabras clave: análisis fundamental, market timing, Altman, Piotroski, trading.**

## Abstract

This paper investigates the possibility of beating the equity market. To do so, an investing strategy is designed based on the Top-Down methodology. This strategy combines fundamental analysis and market timing techniques. The fundamental study focuses on the Piotroski and Altman criteria, while the study using market timing techniques is supported by technical indicators (Bollinger Bands, Relative Strength Index and moving averages). The obtained results from the strategy reveal that the benchmark has been outperformed by combining both types of analysis. However, fundamental analysis used individually (not combined with market timing techniques) offers maximum returns through the Buy & Hold strategy. In those cases, despite reducing the risk somewhat, the technical analysis reduces the final profitability. These results refer to the long term. However, in periods of short-term uncertainty, the technical and fundamental combination is the one that offers the best results, avoiding market losses.

**Keywords: fundamental analysis, market timing, Altman, Piotroski, trading.**

# Índice

<b>INTRODUCCIÓN</b> .....	<b>7</b>
CONTEXTUALIZACIÓN AL TEMA DE ESTUDIO .....	7
OBJETIVOS .....	9
PROCEDIMIENTOS .....	9
ESTRUCTURA .....	10
<b>1. REVISIÓN DE LA LITERATURA</b> .....	<b>12</b>
1.1 TEORÍA DEL MERCADO EFICIENTE: EL INVERSOR ES RACIONAL .....	12
1.2 <i>BEHAVIOURAL FINANCE</i> : EL INVERSOR ES IRRACIONAL.....	13
1.2.1 <i>Técnicas de market timing y análisis técnico: definición y revisión de la literatura</i> .....	15
1.2.2 <i>Análisis fundamental: definición y revisión de la literatura</i> .....	18
Análisis fundamental mediante el criterio de Joseph Piotroski:.....	19
Análisis fundamental mediante el criterio de Edward I. Altman: .....	21
1.3 RESUMEN DE LA LITERATURA ACADÉMICA .....	24
<b>2. ESTRATEGIA DE INVERSIÓN: METODOLOGÍA TOP-DOWN</b> .....	<b>25</b>
2.1 EXPLICACIÓN DE LA METODOLOGÍA .....	25
2.2 APLICACIÓN DE LA METODOLOGÍA <i>TOP-DOWN</i> .....	26
2.2.1 <i>Análisis macro de la situación política y económica actual</i> .....	26
2.2.2 <i>Localización de la inversión</i> .....	29
2.2.3 <i>Situación de los distintos mercados</i> .....	30
2.2.4 <i>Situación económica actual estadounidense</i> .....	32
Business Cycle: .....	33
Nivel de empleo: una situación paradójica.....	36
Producto Interior Bruto: estancamiento en términos reales.....	37
Tipos de interés: la señal de la curva invertida.....	38
Cruce del S&P 500 y su media móvil simple.....	39
2.3 APLICACIÓN DE LOS ANÁLISIS .....	41
2.3.1 <i>Aplicación del análisis fundamental de Altman y Piotroski</i> .....	42
2.3.2 <i>Aplicación de las técnicas de market timing</i> .....	46

Medias móviles:.....	46
Media móvil simple: .....	47
Media móvil exponencial: .....	48
Bandas de Bollinger: .....	49
RSI (Relative Strength Index): .....	50
2.4 EVALUACIÓN DE LA ESTRATEGIA .....	51
2.4.1 <i>Backtesting y aspectos a tener en cuenta</i> .....	52
2.4.2 <i>Trading algorítmico: aplicación y backtesting</i> .....	53
2.4.3 <i>Resultados del backtesting</i> .....	60
<b>3. CONCLUSIONES.....</b>	<b>65</b>
<b>4. BIBLIOGRAFÍA.....</b>	<b>67</b>
<b>5. ANEXOS .....</b>	<b>83</b>

## Índice de ilustraciones

ILUSTRACIÓN 1: CATEGORIZACIÓN DEL Z-SCORE .....	22
ILUSTRACIÓN 2: EVOLUCIÓN DE LOS INDICADORES DE RECESIÓN .....	34
ILUSTRACIÓN 3: CREACIÓN MENSUAL DE EMPLEO EN ESTADOS UNIDOS.....	37
ILUSTRACIÓN 4: EVOLUCIÓN DEL PIB REAL ESTADOUNIDENSE.....	38
ILUSTRACIÓN 5: EVOLUCIÓN DEL DIFERENCIAL ENTRE LOS TIPOS DE INTERÉS .....	39
ILUSTRACIÓN 6: EVOLUCIÓN DE LOS CRUCES ENTRE EL S&P 500 Y SU MEDIA MÓVIL SIMPLE .....	40
ILUSTRACIÓN 7: LISTADO DE VALORES CON F-SCORE $\geq 8$ .....	43
ILUSTRACIÓN 8: LISTADO DE VALORES QUE CUMPLEN F-SCORE = 9.....	45
ILUSTRACIÓN 9: EJEMPLO DE DATOS DESCARGADOS MEDIANTE PYTHON.....	54
ILUSTRACIÓN 10: EJEMPLO DEL RESUMEN TRAS LA APLICACIÓN DEL TRADING ALGORÍTMICO .....	55
ILUSTRACIÓN 11: EJEMPLO DEL RESUMEN GRÁFICO DE LA ESTRATEGIA TRAS EL TRADING ALGORÍTMICO.....	56
ILUSTRACIÓN 12: EJEMPLO DEL RESUMEN GRÁFICO DE LA ESTRATEGIA CON LAS BANDAS DE BOLLINGER .....	57
ILUSTRACIÓN 13: EJEMPLO DEL RESUMEN GRÁFICO DE LA ESTRATEGIA CON EL RSI.....	58
ILUSTRACIÓN 14: EJEMPLO DEL RESUMEN GRÁFICO DE LA ESTRATEGIA CON MEDIAS MÓVILES.....	58
ILUSTRACIÓN 15: EJEMPLO DEL RESUMEN GRÁFICO DE LA ESTRATEGIA CON RSI Y BANDAS DE BOLLINGER .....	59
ILUSTRACIÓN 16: EJEMPLO DEL RESUMEN GRÁFICO DE LA ESTRATEGIA CON BANDAS DE BOLLINGER Y MEDIAS MÓVILES.....	59
ILUSTRACIÓN 17: EJEMPLO DEL RESUMEN GRÁFICO DE LA ESTRATEGIA CON MEDIAS MÓVILES Y RSI.....	60
ILUSTRACIÓN 18: RESUMEN DE LOS RESULTADOS MEDIOS DEL ESTUDIO .....	60
ILUSTRACIÓN 19: RESUMEN DE LOS RESULTADOS MEDIOS DEL AÑO 2022 .....	63

## Dedicatoria

A mi familia por apoyarme siempre, y especialmente a los que ya no están.

## Agradecimientos

En primer lugar, me gustaría mostrar agradecimiento a la Universidad Pontificia Comillas y a sus docentes. El conocimiento adquirido durante estos cinco años ha sido inimaginable. No es solo lo aprendido, sino cómo se aprende. En especial, me gustaría agradecerle a Ramón Bermejo su acompañamiento durante todo el trabajo. Gracias Ramón por compartir tus conocimientos y contagiarme tu pasión por las finanzas. Ha sido un placer.

En segundo lugar, dar gracias a mi círculo de amigos. El paso por la universidad no hubiera sido el mismo sin vosotros.

## Introducción

### Contextualización al tema de estudio

Los mercados financieros son heterogéneos ([Campbell, J. Y. et al., 1998](#); [ECB, 2004](#)). No todos los valores de un mercado experimentan el mismo comportamiento. Los rendimientos varían en función del valor. El hecho de que el mercado se acompañe de una tendencia ascendente no implica que todos sus valores crezcan, sino que depende de la situación individual de cada activo y de sus características. Sin embargo, existe un acontecimiento que sí tiene un efecto general sobre los mercados: las recesiones ([Kannan, P. y Terrones, M. E., 2009](#)). Derivadas de riesgos sistémicos y sistemáticos, impactan a la totalidad de los mercados debido, entre otros, al *market sentiment* ([Smaga, P., 2014](#)). Los efectos de los periodos de recesión los padecen, tanto los valores fundamentalmente débiles, como aquellos que cuentan con una base financiera sólida. El alcance es global.

En primer lugar, dependiendo de su origen, las recesiones se acompañan de los riesgos sistémicos y sistemáticos, cuyos efectos se contagian al resto de la economía ([Hendricks, D. et al., 2007](#)). La actividad económica disminuye, afectando al *bottom line* de las empresas y su cotización bursátil. En segundo lugar, la incertidumbre ante una posible recesión altera el *market sentiment*, ya que los inversores reducen su exposición al riesgo. Se genera una tendencia vendedora que rebaja el nivel general de precios de cotización, derivando en un *bear market*, que afecta al mercado de manera general ([Chen, S. S., 2009](#)). Además, es durante épocas de recesión cuando el *market sentiment* más influye sobre los retornos de la renta variable ([Chau, F. et al., 2016](#); [Smales, L. A., 2017](#)).

Referente al efecto global de las recesiones, algunos valores ofrecen mejores perspectivas de comportamiento que otros, o mejor dicho, “menos malas”. Un ejemplo son las sociedades de alto valor fundamental. Sin embargo, debido al contagio global del riesgo, una sólida valoración fundamental no asegura buenos rendimientos en épocas de recesión. El historial de este tipo de situaciones refleja que pueden llevarse por delante a todo tipo de valores, sin discriminar por su valor fundamental ([Hellwig, M. F., 2009](#)). No existen garantías de la buena *performance* de la inversión. El análisis del valor fundamental no es suficiente, por lo que debe acompañarse de otras técnicas. El estudio del *market timing* complementa el análisis, ya que la observación del valor intrínseco de los valores se apoya



en la elección del momento óptimo para la entrada y salida de una operación ([Pring, M.J., 2002](#)).

Desde el año 2020, las economías se ven sacudidas por los efectos, primero de la *Covid-19*, y posteriormente, en 2022, por las consecuencias derivadas de la guerra de Rusia. Una de las principales protagonistas es la inflación, la cual alcanza niveles elevados de hasta el 9%, y se contempla como agravante de la situación económica ([Federal Reserve Board, 2022](#)). No obstante, finalizado el año 2022 la situación económica no refleja el pesimismo esperado durante el transcurso del año. La economía recupera respecto a años anteriores, aunque su evolución futura es incierta. Durante el último año, los economistas creen en la futura y cercana caída en recesión, la cual finalmente no se da y parece aplazarse a 2023 ([Frankel, J., 2022](#)).

Los indicadores del estado de la economía reflejan datos contradictorios. Tras las subidas de tipos ante las presiones inflacionarias, hay variables económicas que ya se han visto afectadas y otras que aún no lo han hecho. Cifras como un aumento interanual del Producto Interior Bruto mundial del 3,4% en 2022, y países como Estados Unidos presentando cifras mínimas de desempleo, conforman la evidencia optimista de cara al futuro ([IMF, 2023](#); [U.S. Bureau of Labour Statistics, 2023](#)). Sin embargo, los mercados financieros sí muestran un declive a lo largo del año, con índices de referencia como el *Dow Jones*, el *S&P 500* o el *Nasdaq* mostrando descensos del -0,22%, -0,25% y -0,11% respectivamente ([Wang, E., 2022](#)).

La historia afianza la correlación positiva entre el crecimiento económico y el rendimiento de mercados financieros ([Arestis, P. et al., 2001](#)). Por este motivo, a pesar de los aún buenos datos, el mercado laboral y el crecimiento económico pueden verse afectados por las subidas de tipos en el futuro como reacción ante la inflación. Los índices del mercado variable tienen carácter indicador del futuro de la economía ya que los precios contienen las expectativas de rentabilidad, que se relacionan con la actividad económica ([Comincioli, B., 1995](#); [ECB, 2012](#)). Ofrecen señales anticipadas sobre la situación económica futura. Por tanto, la bajada de los índices durante el 2022 despierta la incertidumbre sobre posibles movimientos bajistas de la economía.

## Objetivos

El objetivo del trabajo es estudiar la posibilidad de superar al mercado de renta variable, contemplando especialmente los periodos de recesión y riesgo no diversificable. Mediante la metodología *Top-Down*, se estudian diversas estrategias de inversión con la finalidad de obtener los mejores rendimientos posibles, incluso en tiempos de incertidumbre y recesión.

Como se muestra en la contextualización presentada, el estudio viene motivado por la aparición de señales anticipadas de recesión en la economía actual. El historial de recesiones evidencia la repercusión de su impacto, afectando a la totalidad del mercado. Tanto *growth stocks* como *value stocks* sufren las consecuencias del contagio del riesgo. Por este motivo, el análisis fundamental, que ante tiempos de recesión pierde efectividad, se estudia en combinación con técnicas de *market timing*. Estas aportan información complementaria acerca del momento oportuno para operar en función de las tendencias del mercado. Por tanto, sumado al objetivo principal, también se propone el estudio sobre la rentabilidad derivada de la combinación de análisis fundamental y técnicas de *market timing*.

## Procedimientos

El trabajo desarrolla el método deductivo. Siguiendo la metodología *Top-Down*, comienza con un estudio de la situación económica global que luego se desglosa por país y mercados. Una vez identificado el mercado final objeto de estudio, se procede a una combinación de análisis fundamental y técnicas de *market timing*. De este modo, ambos análisis se complementan, y uno suple las carencias que el otro pueda tener. El análisis fundamental se apoya en los criterios de Edward Altman y Joseph Piotroski y se lleva a cabo mediante la terminal de *Bloomberg*<sup>1</sup>. En cuanto a las técnicas de *market timing*, se programa mediante *python* un código de *trading* algorítmico basado en indicadores

---

<sup>1</sup> En la terminal *Bloomberg* está contenido todo el cuerpo de conocimiento de análisis técnico en lo que se refiere al reconocimiento de patrones (*pattern recognition*) y técnicas de suavizado, alisado o allanado de series históricas de precios (*flattening*). El despliegue que tiene *Bloomberg* en esta pantalla es evidencia de ello. Cuenta con un desarrollo completo. Refleja la importancia que tienen las técnicas de *market timing* en el mundo *practitioner*.

La terminal *Bloomberg* es la más ampliamente utilizada en el mundo profesional en el ámbito de los mercados financieros. Clientes institucionales, que pueden generar tendencias en el mercado, emplean la terminal de forma masiva. Véase [The Bloomberg Professional Service Overview](#)

técnicos para la automatización de órdenes de compraventa. El fin último es la identificación de estrategias de inversión ganadoras mediante la metodología *Top-Down* y los dos tipos de análisis planteados. Se contrasta la hipótesis de si es, o no, posible superar el *benchmark* (*Standard & Poor's 500*). El contraste de la hipótesis se efectúa empleando técnicas de *backtesting* en *python*, que aproxima el rendimiento de la estrategia apoyándose en cómo hubiera rendido la misma en periodos temporales pasados.

La metodología se define en tres fases. En primer lugar, se revisa la literatura académica y científica de cara al establecimiento de las hipótesis. Estos estudios y publicaciones se obtienen de fuentes de validez y prestigio (*Web of Science*, *Google Scholar* y otros). En segundo lugar, se realiza el desarrollo del estudio mediante la metodología *Top-Down*. Finalmente se analizan los resultados finales y se acepta o rechaza la hipótesis establecida. El desarrollo del *script* de programación se realiza en *python*, aunque se emplea *R* para ciertas visualizaciones. Cabe mencionar que los datos macroeconómicos se obtienen de fuentes oficiales y se combina el uso de *Bloomberg* junto con la descarga de datos actualizados mediante la API de *YahooFinance*.

Hasta la fecha no se ha encontrado por parte del autor ninguna publicación que aglutine las técnicas y herramientas contenidas el presente trabajo. Históricamente, se estudia a Edward Altman y Joseph Piotroski por separado, al igual que sucede con el análisis fundamental y las técnicas de *market timing*. Por tanto, el empleo de la metodología *Top-Down*, ofreciendo un robot de *trading* algorítmico, es un trabajo único y puede abrir el camino a futuras investigaciones. Además, el valor del trabajo no solo reside en lo novedoso del análisis, sino también en el procesamiento de los datos más actualizados.

## Estructura

El contenido del trabajo se distribuye en tres capítulos que presentan diferentes subapartados. El **primer capítulo** analiza el marco teórico mediante el estudio de las publicaciones académicas y científicas. Se tratan las diferentes corrientes de pensamiento y se investiga lo preestablecido por los autores acerca de la posibilidad de superar al *benchmark*. El **segundo capítulo** es muy amplio. En él se establecen las bases y teoría de la metodología *Top-Down* además de su implementación. El capítulo culmina con la evaluación de la estrategia creada mediante técnicas de *backtesting*. Por último, el **tercer**

**capítulo** presenta las conclusiones a extraer de los resultados tras la evaluación de las estrategias. La información se pone en contexto con la situación más actual

## 1. Revisión de la literatura

La literatura académica y científica se centra a lo largo del tiempo en la posibilidad o no de superar el *benchmark* del mercado. El marco teórico presenta distintas corrientes de pensamiento fundamentadas en la racionalidad o irracionalidad del inversor.

### 1.1 Teoría del Mercado Eficiente: el inversor es racional

Batir el mercado no es fácil. Warren Buffet recuerda en su última carta anual a los accionistas de *Berkshire Hathaway* que batir al mercado de manera constante es complejo. Él mismo admite que a lo largo de los años comete muchos errores, y que su éxito se debe a operaciones contadas, concretamente una cada cinco años ([Buffet, W. E., 2022](#)). A pesar de que esta afirmación no niega la posibilidad de superar al mercado, existen corrientes de pensamiento históricas que así lo constatan.

La Hipótesis del Mercado Eficiente (*Efficient Market Hypothesis*) se emplea como punto de partida. Establece que los precios reflejan toda la información disponible ([Fama, 1965](#)). En consecuencia, es imposible superar el *benchmark* de manera continua ([Muth, J. F., 1961](#)). Harry Roberts en 1967 desglosa la eficiencia del mercado en tres niveles: débil, intermedio y fuerte. La distinción entre cada nivel recae en la información contenida en los precios.

La hipótesis más débil aboga que el precio refleja toda la información histórica pasada, por lo que no es posible batir al mercado mediante el empleo de esa información. Si se bate es por azar. Sin embargo, a través del empleo de información externa, ya sea pública o privada, sí puede superarse la *performance* del mercado ([Roberts, H., 1967](#)).

La hipótesis referente al segundo nivel no solo establece que los precios contienen toda la información histórica pasada, sino también la pública y disponible en la actualidad. En este caso, un análisis fundamental carece de sentido, dado el nulo valor del análisis debido a que el precio ya contiene la información. Batir al mercado en este escenario es únicamente posible a través de información privilegiada o al azar ([Roberts, H., 1967](#)).

La última de las hipótesis, catalogada como *fuerte*, establece que los precios contienen la totalidad de la información, ya sea histórica, pública o privilegiada. En consecuencia, no existe estudio ni técnica que ofrezca al inversor beneficiarse de una ineficiencia del mercado. No obstante, de cara a la eficiencia del mercado, es necesario que los inversores

crean que no lo es, y efectúen sus análisis de inversión. Esto es así por la paradójica situación en la que el mercado más se aproxima a la eficiencia cuanto más crean los participantes que no es eficiente ([Roberts, H., 1967](#)).

El camino recorrido por entidades inversoras americanas refleja que la mayoría de las estrategias fruto de estudios y análisis rinden peor que el mercado. La *SPIVA U.S. Scorecard*, ofrecida por el *S&P Dow Jones Indices*, muestra evidencia de esta situación. Desde inicios de siglo y en media, un 64,2% de los fondos de capital americanos de alta capitalización han rendido por debajo del *S&P 500* ([S&P Global, 2022](#)). Existen estudios que desprestigian el análisis financiero previo a la inversión, proponiendo la posibilidad de sabiduría en la propia ignorancia ([Borges et al., 1999](#)).

## *1.2 Behavioural Finance: el inversor es irracional*

Existen otras corrientes de pensamiento que sí creen en la posibilidad de batir al mercado. Una de ellas es la denominada *Behavioural Finance*, divulgada en 2007 por el profesor de la Universidad de Cambridge, Martin Sewell. Se fundamenta en la ineficiencia de los mercados derivada de la influencia de la psicología en el modo de operar de los agentes financieros ([Sewell, M., 2007](#)). Edwin Burton, profesor de economía estadounidense, cataloga este movimiento como esencial de cara al cuestionamiento de la ineficiencia de los mercados ([Burton, E. T. y Shah, S. N., 2013](#))

Los inicios de este movimiento datan de principios del siglo XX. *La Psicología del Mercado de Valores* (1912), por George Charles Selden, refleja el convencimiento del componente de actitud y comportamiento por parte de los participantes del mercado. Sobre la hipótesis de la irracionalidad de los inversores, establece la ineficiencia del mercado ([Selden, G. C., 1912](#)). Más tarde continúan desarrollando esta línea de pensamiento Henry Howard Harper y otros investigadores. Para ellos, la superación al mercado es posible por la irracionalidad del inversor ([Howard Harper, H., 1926](#)).

La línea de investigación más reciente viene de la mano del investigador en finanzas del comportamiento, Meir Statman. En 1995 comparte su artículo donde compara la inversión racional mediante el seguimiento del *Capital Asset Pricing Model* (CAPM) y el *Behavioural Finance*, donde la inversión es irracional. La principal diferencia entre uno y otro es la posibilidad de batir al mercado ([Statman, M., 1995](#)). Para el autor, la

teoría más persuasoria es la de *Behavioural Finance* ya que los participantes no son racionales ni emplean los modelos de varianza.

La teoría del *Behavioural Finance* también es soportada por el economista Benjamin Graham. En su obra *El Inversor Inteligente* (1970) apunta que se puede batir al mercado tomando ventaja del comportamiento irracional del resto de participantes, los cuales se dejan guiar más por las emociones que por la lógica ([Graham, B., 1970](#)). En consecuencia, su estrategia de inversión se fundamenta en la compra de valores financieros cuyo valor se sitúe por encima de su precio de mercado, a la espera de una apreciación futura.

Por último, cabe destacar lo establecido por Peter Lynch en *One Up On Wall Street* (1989). Experto en el campo de los fondos, defiende la importancia del análisis de la inversión, especialmente del fundamental. Debido al componente irracional, el autor recalca que el precio no siempre evoluciona acorde a los datos fundamentales ([Lynch, P. y Rothchild, J., 1989](#)). Sin embargo, ratifica que a largo plazo ambas variables suelen converger. El análisis fundamental es clave en este sentido.

En resumen, los defensores de la teoría de las finanzas basadas en el comportamiento apuntan que existen ineficiencias en el mercado debido al comportamiento, no siempre racional, de los inversores. Dada esta situación, el análisis de potenciales inversiones cobra sentido.

Se aprecia que existen dos corrientes de pensamiento opuestas. El inversor puede que sea racional o no. Sin embargo, hipotéticamente hablando, en este último caso, ¿cómo debería sacarse partido a la información de cara a una inversión óptima? ¿son los análisis fundamental y técnicos (*market timing*) la solución? Es importante el estudio de estas herramientas y el análisis de lo preestablecido por la literatura académica acerca de las mismas.

El análisis fundamental identifica valores infravalorados. La estrategia consiste en comprar esos valores para percibir las ganancias tras su esperada subida en cotización ([CFA Program Curriculum 2022: Level I, Vol. I – Reading 35, 2022](#)). Las técnicas de *market timing*, se guían por los precios históricos para predecir comportamientos futuros, estableciendo los momentos óptimos de entrada y salida ([CFA Program Curriculum 2022: Level I, Vol. I - Reading 35, 2022](#)). Ambos métodos aportan información a la inversión. La cuestión a estudiar es si realmente estos métodos funcionan y ofrecen rentabilidad. A

lo largo de la historia los investigadores tratan de aportar luz a la cuestión, ofreciendo publicaciones cada vez más actualizadas. En este apartado se analiza la supuesta validez, o no, de las metodologías de análisis planteadas.

El inicio de los estudios de ambas metodologías de análisis comienza con la publicación de Fama en 1965. Afirma que existen dos maneras para predecir la evolución futura de los activos financieros. La primera es la denominada metodología *chartista*, que emplea el análisis técnico y las técnicas de *market timing* para la consecución de los objetivos. La segunda se refiere al análisis fundamental, que se centra en el valor intrínseco del activo ([Fama, 1965](#)). Ambas se estudian a continuación.

### 1.2.1 Técnicas de *market timing* y análisis técnico: definición y revisión de la literatura

Existen multitud de definiciones sobre las técnicas de *market timing* y análisis técnico, pero todas ellas giran sobre un mismo concepto. En primer lugar, cabe distinguir ambos términos. El *market timing analysis* es el estudio, mediante indicadores técnicos, que busca el mejor momento para entrar y salir de una operación. El fin último de este enfoque analítico es estar invertido en el mercado cuando este se encuentra con tendencia positiva, y estar en corto, o desinvertido, cuando la tendencia es bajista ([Masonson, L. N., 2004](#)). El análisis técnico es una de las herramientas que engloba el *market timing analysis*. Se trata de la ciencia que captura el historial de precios de un activo financiero, normalmente de forma gráfica, para posteriormente deducir posibles comportamientos futuros de la serie temporal ([Edwards, R. D. et al., 2018](#)). Se estudia más la acción del mercado en sí misma que los activos que lo componen ([Kirkpatrick II, C. D. y Dahlquist, J. A., 2010](#)). Las variables a estudiar incluyen los precios de apertura y de cierre, el volumen, el precio ajustado, el tiempo y el sentimiento inversor ([Kahn, M.N. y CMT, 2009](#)). Según este *approach* a la inversión, las gráficas contienen toda la información disponible.

El papel de los analistas consiste en la identificación de patrones en el gráfico histórico de precios. Dada la cantidad de datos pasados, se cuenta con comportamientos históricos de referencia. Las respuestas emocionales a movimientos en el precio derivan en la formación de estos patrones ([Bentes, S. y Navas, R., 2013](#)). Muchos de estos se repiten a lo largo del tiempo, por lo que su identificación supone contar con una mayor información sobre su comportamiento futuro ([Roberts, H. V., 1959](#)). Figuras como el hombro cabeza



hombro, doble techo, doble suelo, triángulos y banderines son ejemplos de movimientos capturados por la teoría financiera.

Esta clase de análisis demuestra ser rentable, y su desarrollo progresa a lo largo del tiempo ([Schwager, J. D., 1999](#); [Wagner, J. C., 1997](#)). Además de la identificación de patrones, existen herramientas y medidas que sirven de soporte para la toma de decisiones de inversión. Indicadores como las medias móviles, el *Relative Strength Index* (RSI), el *Moving Average Convergence Divergence* (MACD) o las Bandas de Bollinger proveen un mayor fundamento de cara a la inversión ([Kirkpatrick II, C. D. y Dahlquist, J. A., 2010](#)).

El estudio sobre la rentabilidad de las técnicas del *market timing* y análisis técnico es un tema de interés a lo largo de la historia. Como se muestra a continuación, los resultados de los estudios son variables. Se ofrecen conclusiones opuestas.

En el pasado, se identifican dos corrientes de pensamiento respecto al tema objeto de estudio. Las investigaciones empíricas catalogadas como *early studies* aceptan la rentabilidad derivada del análisis técnico, pero únicamente para el mercado de futuros y *Forex*. Por otra parte, los estudios catalogados como *modern studies* sí proponen una rentabilidad en el mercado accionario procedente de un previo análisis técnico de precios. Sin embargo, esta rentabilidad se acota a un periodo temporal limitado ([Park, C. H. y Irwin, S.H., 2007](#)).

Los *early studies* comienzan con el estudio de [Donchian \(1960\)](#), y concluyen alrededor de 1988. Discrepan acerca de la rentabilidad técnica en acciones por diversos motivos. En primer lugar, debido a la aceptación de la *Efficient Market Hypothesis* ([Fama, 1970](#)), que propone la inutilidad de la búsqueda de rentabilidad futura basada en información pasada. Los precios actuales contienen toda la información actualizada, por lo que la generación de excesos de retornos es imposible, ya que los precios están ajustados. En segundo lugar, la existencia de resultados y conclusiones empíricas negativas acerca del análisis técnico en el mercado de acciones genera conclusiones negativas en torno a la rentabilidad del análisis. Entre estos estudios destacan los de [Fama y Blume \(1966\)](#), Van Horne y Parker (1967, 1968) más [Jensen y Benington \(1970\)](#).

Los *modern studies* dan comienzo con [Lukac et al \(1988\)](#), ya que ofrece un análisis más completo que los elaborados hasta la fecha. Este estudio sirve como impulso para el

análisis técnico. La recopilación de estudios realizada por el *Journal of Economic Surveys* (2007) indica un 59% de estudios concluyentes acerca de la rentabilidad del análisis técnico, un 21% indican una disminución del valor de la inversión, y el resto de los estudios ofrecen resultados poco concluyentes. Estos números incluyen tanto al mercado accionario como de futuros y *Forex*. Para cada uno de ellos, hay más del doble de casos donde en análisis técnico ofrece rentabilidades positivas. No obstante, a pesar de que las estrategias de trading fundamentadas en análisis dan resultado para las acciones hasta la década de los 80, dejan de hacerlo más tarde. Así lo corroboran [Bessembinder junto a Chan \(1998\)](#), [Sullivan et al. \(1999\)](#) y [Ready \(2002\)](#).

En resumen, los resultados de los *early studies* varían en función del mercado. La rentabilidad en los mercados de futuros y *Forex* se ve propulsada por el análisis técnico, mientras que de cara al mercado accionario, esta relación desaparece. Los *modern studies* ofrecen mejoras a las limitaciones de los estudios anteriores y ofrecen resultados similares para los mercados de futuros y *Forex*. Por el contrario, el mercado de acciones parece ofrecer rentabilidades positivas derivadas del análisis técnico hasta los años 80, pero esta rentabilidad se desvanece más adelante.

Sin embargo, desde principios de siglo se revisa la teoría del *Efficient Market Hypothesis*. Cada vez son más las publicaciones que constatan una relación entre los precios pasados y los precios futuros. Artículos como los publicados por [Dempster y Jones \(2001\)](#), [Austin et al. \(2004\)](#) y [Grant et al. \(2005\)](#) son relevantes en este sentido.

Leslie N. Masonson, previo alto cargo de bancos como *Citibank* y *Bank of America*, en su libro *All About Market Timing*, concreta la eficacia de las técnicas de *market timing* ya que ofrecen las rentabilidades deseadas al menor riesgo posible. Critica a los negacionistas que cuestionan la efectividad de esta aproximación a la inversión. Estipula que ni ellos mismos cuentan con una definición clara de qué condiciones deben cumplirse para que se dé a la estrategia como válida y de correcto funcionamiento. Es cierto que, históricamente y a largo plazo, la estrategia *Buy & Hold* ofrece rentabilidades superiores, pero existe una falacia ante esta situación, es lo que Masonson define como *The Buy & Hold Myth*.

La estrategia de inversión *Buy & Hold* se basa en la adquisición de valores de calidad que conformen una cartera diversificada con el propósito de mantener la inversión durante un

prolongado periodo de tiempo (de 10 a 20 años o más). Según un estudio por [Ibbotson Associates \(2002\)](#), empresa dedicada a la investigación, y en relación al *S&P 500* desde el 1926 al 2001, la probabilidad de pérdidas de un inversor en el mercado disminuye a medida que aumenta el horizonte temporal de la inversión. La probabilidad de pérdida para un año es del 29%, mientras que para cinco y diez años es del 10% y 3% respectivamente, y de quince años en adelante la pérdida es nula ([Ibbotson Associates, 2002](#)).

Los datos indican una menor probabilidad de pérdida cuanto más se prolongue la inversión. El mito o la falacia es la aplicabilidad de estos datos a cada valor individual que compone la cartera. La realidad muestra que solo un grupo limitado de valores cumplen lo anteriormente descrito. Masonson indica que “incluso unas pocas malas manzanas con grandes pérdidas pueden reducir el retorno general a menos de lo que se hubiese ganado en un fondo indexado” ([Masonson, L. N., 2004](#), p. 25). El modelo es arriesgado en comparación con el *market timing*, ya que los inversores se exponen a todos los movimientos del mercado, tanto los alcistas como los bajistas. La estrategia *Buy & Hold* supera a las de *market timing* durante mercados alcistas (*bull market*). Ante mercados bajistas (*bear market*) los resultados muestran la situación contraria.

Autores como Jerry C. Wagner, en su publicación *Why Market Timing Works*, también soportan la eficacia de las técnicas de *market timing*. Además, se presentan estudios cuantitativos como el llevado a cabo por [Wagner, Shellans y Paul \(1992\)](#) que reflejan como los *marker timers* alcanzan rentabilidades comparables a las del *S&P 500* asumiendo un riesgo de un 40% a 60% menor durante el final de los años 90.

### 1.2.2 Análisis fundamental: definición y revisión de la literatura

El análisis fundamental es un estudio de carácter financiero cuyo fin último es determinar el valor intrínseco de un activo ([CFA Program Curriculum 2022: Level I, Vol. I – Reading 35, 2022](#)). Se examina la información pública disponible, como los reportes o los resultados económicos y financieros de las sociedades, incluyendo información tanto cualitativa como cuantitativa. A pesar de que se emplea principalmente para acciones, mediante la valoración de la empresa emisora, también es aplicable al resto de activos financieros ([Bentes, S. y Navas, R., 2013](#)).

La hipótesis de que el precio de mercado de un activo tiende a moverse hacia su valor real o intrínseco es lo que promueve este análisis. ([Alam et. al, 2010](#)). Las bases del estudio fundamental establecen que el mercado puede incurrir en errores de valoración en el corto plazo. Sin embargo, se niega esta situación en el largo plazo. Ahí el precio ya ha corregido ([Li, K. y Mohanram, P., 2019](#)). De esta manera, si el valor calculado es superior al precio de mercado, se debe comprar. Si el precio calculado mediante el análisis es inferior al precio de mercado, lo correcto es vender ([Bentes, S. y Navas, R., 2013](#)).

Al igual que sucede con el análisis técnico, el análisis fundamental también se encuentra desarrollado por la literatura académica, y existen estudios empíricos que ofrecen resultados significativos. Maria Ogneva, Joseph Piotroski y Anastasia A. Zakolyukina concluyen que las herramientas de análisis fundamental contribuyen a la consecución de rentabilidad ([Ogneva, M. et al., 2019](#)). A la hora de llevar a cabo análisis fundamentales, existen diferentes aproximaciones en función de lo que desee medirse (rentabilidad, liquidez o solvencia entre otros). En el presente trabajo, se estudian los modelos de Piotroski y Altman, destacados históricamente en la investigación académica.

#### Análisis fundamental mediante el criterio de Joseph Piotroski:

El *F-Score* de Piotroski es una medida cuyo fin es determinar la fortaleza financiera de una sociedad. Es propuesta en el año 2000 por Joseph Piotroski, profesor de la *Stanford University*. Esta medida propone valores con base financiera saludable y buenas perspectivas de cara al futuro. Se emplea para la detección de oportunidades de inversión, distinguiendo entre valores ganadores y perdedores (*winners and losers*) ([Piotroski, J.D., 2000](#)).

El *F-Score* de Piotroski no aplica para empresas financieras. Se compone de 9 factores o criterios que reflejan el estado financiero de las sociedades. Cada criterio cumplido o superado supone un punto. Las ponderaciones para cada criterio son las mismas, siendo idéntico el valor de cada una. En caso de cumplirse ocho criterios o más, se supera el filtro de Piotroski. Aquellas sociedades que lo superen se catalogan como *value stock* (Piotroski, J.D., 2000). Los criterios se engloban alrededor de tres factores ([Piotroski, J.D., 2000](#)):

1. *Rentabilidad.*

2. *Apalancamiento, liquidez y procedencia de fondos.*

### 3. Eficiencia operativa

A continuación, se detallan los criterios para cada ámbito:

#### Rentabilidad

- *Net Income* (resultado neto) > 0
- *Return on Assets* (retorno sobre los activos) > 0
- *Operating Cash Flow* (flujo de efectivo operativo) > 0
- *Cash Flow from Operations* (flujo de efectivo de las operaciones) > *Net Income*

#### Apalancamiento, Liquidez Y Procedencia De Fondos

- Menor deuda a largo plazo que el año anterior
- Mayor ratio (Activo Corriente / Pasivo Corriente) que el año anterior
- No se han emitido nuevas acciones en el pasado año

#### Eficiencia Operativa

- Mayor Margen Bruto que el año anterior
- Mayor ratio de rotación de activos (Ventas Netas / Media del Total de Activos) que el año anterior

Tras la publicación explicativa del *F-Score*, surgen estudios que prueban su validez y aplicabilidad. Se llega a conclusiones similares, constatando al *F-Score* como un indicador robusto de la solidez financiera de las empresas, facilitando la inversión en valores con valor intrínseco ([Mohr, J. H. M., 2012](#)). Como detalla [Novy-Marx \(2014\)](#), no solo sirve como herramienta de soporte de inversión, sino también para otros propósitos académicos. [Fama y French](#) lo emplean en 2006 para la predicción de la rentabilidad futura de empresas, [Choi y Sias \(2012\)](#) lo incorporan para la aplicación a la demanda de inversores institucionales, e incluso [Turtle y Wang \(2017\)](#) lo emplean para probar como la información pública disponible se incorpora o está contenida en los precios.

En su desarrollo, Piotroski centra su investigación en empresas estadounidenses. Sin embargo, la posterior investigación científica materializa la aplicación del *score* en otros territorios, por lo que el *F-Score* se torna una medida de aplicación global. Un ejemplo se presenta en la investigación de [Ng y Shen \(2016\)](#), donde se observa que el *F-Score* distingue entre ganadores y perdedores en el mercado asiático. Por la parte europea,

Walkshäul, primero en [2017](#) y posteriormente en [2019](#), actualiza la aplicabilidad también en el viejo continente. [Tikkanen y Äijö \(2018\)](#) complementan la teoría en Europa demostrando que la aplicación del *F-Score* mejora la rentabilidad de las estrategias a largo plazo. La aplicación llega incluso al territorio australiano, donde [Hyde \(2018\)](#) muestra la relación positiva entre el *F-Score* y el valor de inversión.

Cabe mencionar que el desarrollo inicial del *score* va dirigido a los denominados *value stocks*, que según el [Reading 52 del CFA Institute Level I, Vol. I \(2022\)](#), son acciones de empresas cuyo *book to market ratio* es alto. Posteriores investigaciones demuestran que su aplicabilidad va más allá de este tipo de acciones (*value stocks*), probando su efectividad para todo tipo de valores accionariales ([Hou et al., 2018](#)).

Joseph Piotroski (2000), en su publicación *Value Investing: The Use Of Historical Financial Statement Information to Separate Winners from Losers*, plantea cómo mediante técnicas de análisis fundamental puede aumentar los retornos de las carteras de alto *Book to Market*. Demuestra que la media de rentabilidad ganada por un inversor que antepone el valor intrínseco puede aumentar, al menos, un +7,5% anualmente. Sus resultados demuestran que los inversores pueden beneficiarse mediante el empleo del análisis fundamental, pudiendo descartar aquellos valores con expectativas futuras insuficientes.

Los últimos *papers*, como el de [Walkshäusl \(2020\)](#), coinciden con la literatura anterior. Se constata que el *F-Score* es de importancia económica y significación estadística a la hora de predecir retornos accionariales internacionales. Se descarta la opción de que empresas fundamentalmente débiles sean menos arriesgadas que empresas fundamentalmente fuertes.

Por lo descrito en este apartado, se constata la aplicabilidad y eficacia del *F-Score*. El marco teórico apunta en una misma dirección. El análisis fundamental se postula como herramienta generadora de rentabilidad.

#### [Análisis fundamental mediante el criterio de Edward I. Altman:](#)

El *Z-score* es un indicador compuesto enfocado en la medición del riesgo financiero. Se emplea para predecir la probabilidad de caída en bancarrota de las empresas ([Altman, E. I., 1968](#)). Se publica el siglo pasado por Edward I. Altman, profesor de la *New York University*.

La formulación matemática tras el modelo es una regresión lineal múltiple. La lógica del modelo se define en la siguiente ecuación:

$$Z - score = 1,2 * \left( \frac{Net\ Working\ Capital}{Total\ Assets} \right) + 1,4 * \left( \frac{Retained\ earnings}{Total\ Assets} \right) + 3,3 * \left( \frac{EBIT}{Total\ assets} \right) + 0,6 * \left( \frac{Market\ value\ of\ equity}{Book\ value\ of\ liabilities} \right) + 1,0 * \left( \frac{Sales}{Total\ assets} \right) +$$

Fuente: [Curriculum 2022: Level I, Vol. 1 – Reading 20, \(2022\)](#)

En la ecuación se aprecian las distintas ratios y ponderaciones. Hacen referencia a medidas de liquidez, rentabilidad, apalancamiento y actividad. La primera ratio, (*Net Working Capital / Total Assets*) refleja el riesgo a corto plazo de liquidez. La segunda, (*Retained earnings / Total Assets*) refleja rentabilidad acumulada y edad relativa, ya que los ingresos retenidos se acumulan a lo largo del tiempo. La tercera ratio, (*EBIT / Total assets*) indica rentabilidad. La cuarta, (*Market value of equity / Book value of liabilities*) mide el apalancamiento. Por último, la quinta ratio (*Sales / Total assets*) refleja la capacidad de generación de venta por parte de la empresa ([Curriculum 2022: Level I, Vol. 1 – Reading 20, 2022](#)).

Un mayor valor del *Z-score* indica menor probabilidad de incurrir en bancarrota. [Altman](#) especifica tres niveles que sirven para categorizar entre tres diferentes estados.

*Ilustración 1: Categorización del Z-score*

• Z-score < 1,81	Alta probabilidad de bancarrota
• 1,81 <= Z-score <= 3	Indicador poco claro
• Z-score > 3	Baja probabilidad de bancarrota

Fuente: Altman, E. I., 1968

Previo a la aparición del estudio de Altman, se empleaban medidas univariantes de cara a la categorización de empresas solventes y no solventes. Entre estos estudios destacan el de [Beaver \(1966\)](#), [Chudson \(1945\)](#) y [Merwin \(1942\)](#). Tras ellos, [Altman, E. I. \(1968\)](#) realiza su publicación introduciendo en modelo con medidas multivariantes captadoras de insolvencia financiera. El *score* aglutina distintas ratios financieras mediante datos del balance, y la información en una única medida.

La posibilidad de agregar distintas ratios financieras en un único modelo supone un gran avance, ya que previamente solo puede catalogarse a una empresa en riesgo de bancarrota por su baja rentabilidad o solvencia, sin tener en cuenta una robusta posición de liquidez ([Curriculum 2022: Level I, Vol. 1 – Reading 20, 2022](#)).

Los resultados del estudio de Altman ofrecen un 71,9% de acierto a la hora de predecir bancarrotas con una antelación de dos años. El rango de predicción dado un solo año de antelación es del 93% ([Altman, E. I., 1968](#)). Más tarde, en el año 1977, Altman publica otro *paper* titulado, *Zeta Analysis: A New Model to Identify Bankruptcy Risk of Corporations*, donde revisa su anterior publicación. Incorpora cambios como la introducción al modelo de empresas no manufactureras, pudiendo predecir bancarrotas para empresas más allá de este sector. Además, se incorporan nuevas ratios y variables para conseguir una mejor capacidad predictiva. En esta publicación más actualizada, los resultados indican un acierto del 84,9% y 96,2% para dos y un año de antelación respectivamente ([Altman, E. I. et al., 1977](#)).

Tras la teoría de Altman, otros investigadores prosiguen el estudio ([Altman, E. I. et al., 2017](#)). Algunos de ellos son [Celli \(2015\)](#), [Dandago y Baba \(2014\)](#), [Gerantonis et al. \(2009\)](#) y [Lifschutz junto a Jacobi \(2010\)](#). Aplican la teoría y el modelo en otros países fuera de Estados Unidos. La eficacia disminuye, sobre todo en los países emergentes. Esto se debe a que las variables empleadas en el modelo original tienden a reflejar el comportamiento de sociedades en países desarrollados. Dada esta situación, son muchos los modelos elaborados adaptando el *Z-score* de Altman a las tesituras de los países en desarrollo. Destacan [Leksriskaul y Evans \(2005\)](#) adaptándolo a Tailandia, o [Rashid y Abbas \(2011\)](#), adaptándolo a Pakistan. Sus modelos no consiguen el acierto alcanzado por Altman, pero sí se aproximan a esa cifra.



Según lo establecido por la literatura académica a lo largo del tiempo, el *Z-score* de Altman es válido para su aplicación inversora como parte del análisis fundamental.

### 1.3 Resumen de la literatura académica

El estudio del rendimiento de las estrategias de inversión respecto al *benchmark* del mercado se inicia con la dicotomía sobre la racionalidad o irracionalidad del inversor. De cada rama surgen corrientes de pensamiento diferentes. La rama racional se soporta en la Hipótesis del Mercado Eficiente, y establece que no se puede batir al mercado. La rama irracional se fundamenta en el *Behavioural Finance* y sí concibe un mejor rendimiento que el índice de referencia. En el hipotético caso de que el inversor pueda superar al mercado, debe plantearse de qué manera o mediante qué herramientas puede obtenerse esa rentabilidad. Históricamente, las técnicas o análisis más conocidos son el *market timing analysis* y el análisis fundamental. Respecto al primero, existen diversidad de opiniones, aunque los últimos estudios defienden su eficacia. En épocas bajistas supera el rendimiento del *Buy & Hold strategy*, y en épocas alcistas, aunque no lo supera, ofrece resultados similares al índice con menor nivel de riesgo. En cuanto el análisis fundamental, cuenta con la aprobación académica y científica por su rentabilidad a largo plazo. Además, los dos criterios propuestos para este trabajo (Altman y Piotroski) gozan de buenos resultados históricos.

## 2. Estrategia de inversión: metodología *Top-Down*

Tras analizar el marco teórico, se procede al análisis empírico y numérico. Sus resultados contrastarán la hipótesis establecida. La metodología escogida para este fin es la *Top-Down*.

### 2.1 Explicación de la metodología

La metodología *Top-Down* se basa en un enfoque deductivo, ya que va de lo general a lo particular ([CFA Program Curriculum 2022: Level III, Volumes 1-6 – Reading 18, 2022](#)). Se inicia con un estudio a nivel macro para finalizar en el análisis concreto de activos financieros. El concepto de la estrategia es ir acotando las opciones de inversión, optando siempre por las más favorables ([CFA Program Curriculum 2022: Level III, Volumes 1-6 – Reading 18, 2022](#)). Es la alternativa opuesta al análisis *Bottom-Up*, donde el enfoque es inductivo, partiendo de lo individual y concreto para inferir comportamientos generales ([FTSE Russell, 2018](#)).

La estrategia es adaptable. Los filtros establecidos por cada inversor son diferentes y la relevancia de cada uno depende del criterio del analista. Los filtros más habituales suelen ser ([CFA Program Curriculum 2022: Level III, Volumes 1-6 – Reading 18, 2022](#)):

- Geográficos: se busca la mejor situación posible, acorde a la idea de inversión, en distintos territorios.
- Mercado: ante el rango de tesisuras que puede presentar el entorno macro, hay mercados que rinden mejor que otros en función de la situación más reciente.
- Sector: acotación de valores dentro de un mercado. Hay sectores que rinden mejor o peor ante ciertas tesisuras. El inversor trata de centrarse en aquellas ofrezcan mejor comportamiento.

Tras esta categorización, y con el fin de acotar el universo de inversión, es interesante el empleo de análisis fundamentales y de *market timing*. Este tipo de estudios se aplican sobre valores concretos y ofrecen resultados más específicos.

La evolución del entorno financiero y económico genera mayores, y más desarrolladas, opciones de inversión ([Crescenzi, A., 2008](#)). Sin embargo, para su aprovechamiento, el requerimiento de conocimiento técnico es elevado. La evolución se sigue de la complejidad ([Johnson N. F. et al., 2010](#)). La metodología *Top-Down* soluciona este

problema. Su base en torno a claros indicadores deriva en una actividad inversora más sencilla y asequible.

Crescenzi aboga por la metodología *Top-Down* frente al resto de metodologías (incluida la *Bottom-Up*). En relación al estudio *Bottom-Up*, el autor constata los buenos resultados del mismo; no obstante, el enfoque es ineficiente. A pesar de la potencial recompensa, el tiempo empleado es alto y los medios, información y conocimiento necesario son elevados, no adaptándose esta estrategia a la base inversora común ([Crescenzi, A., 2008](#)). Este motivo decanta la elección por la metodología *Top-Down* y no la *Bottom-Up*.

## 2.2 Aplicación de la metodología *Top-Down*

Siguiendo las fases establecidas, a continuación, se desarrolla la metodología escogida.

### 2.2.1 Análisis macro de la situación política y económica actual

Existe una fuerte relación entre los mercados financieros y la situación económica, política y social, ([Bond, P., Edmans, A. y Goldstein, I., 2012](#)). Dicha relación refleja la importancia de un análisis macro previo a la inversión en los mercados financieros. Este trabajo se desarrolla en una época característica para la economía mundial tras dos importantes acontecimientos en los últimos cuatro años: el virus de la *Covid-19* (2020) y el conflicto bélico entre Rusia y Ucrania (2022). Este último es el más reciente y persiste en la actualidad. Sobrepasado el primer aniversario de la guerra, la situación no llega a su fin, presentándose un potencial acuerdo como una idea cada vez más remota. El alcance de los efectos es universal. Además, la situación es contagiosa, y afecta a los mercados financieros.

Los principales problemas desencadenados por la situación bélica son una gran inflación causada por el aumento del nivel de precios, unos tipos de interés elevados como reacción por parte de las autoridades monetarias y dificultades en las cadenas de suministro ([IMF, 2023](#)). Este cúmulo de factores repercute en una desaceleración del crecimiento mundial ([OECD, 2022](#)). Según la OECD, el crecimiento económico global en 2022 es del 3,2%, cifra un 1% por debajo del crecimiento esperado. Otros frentes se abren en China. Durante el 2022 el país se encuentra inmerso en políticas restrictivas contra la *Covid-19*, reduciendo su actividad internacional ([Gourinchas, P.O., 2022](#)). La suma de problemáticas deriva en un estado económico debilitado y sujeto a incertidumbre.

La inflación es la principal protagonista de los últimos años. La salida de la pandemia y los efectos de la guerra generan aumentos en los niveles generales de precios. El hecho de que ambas situaciones se den de forma seguida perjudica la recuperación ([IMF, 2022](#)).

La pandemia ralentiza el comercio y la economía ([Hayakawa, K. et al., 2022](#)). La posterior recuperación de la *Covid-19* genera un aumento en el nivel de precios por distintos motivos. En primer lugar, se produce un pico de demanda acumulada tras el bajo nivel de la misma durante la pandemia, ejerciendo presión sobre los precios ([Cascaldi-Garcia, D., 2023](#)). En segundo lugar, la inyección de estímulos fiscales y monetarios para reavivar la economía aumenta el consumo y el gasto, incrementando consigo la inflación ([De Soyres, F., 2022](#)). Por último, las cadenas de suministro se ven afectada por la reducción de la oferta tras la reactivación, lo que incrementa el precio de los servicios y bienes ([Cavallo, A., 2021](#)).

La energía es un factor clave e influyente en las subidas del nivel de precios ([ECB, 2022](#)). Tras la reanimación económica posterior a la *Covid-19*, la demanda energética se incrementa de manera notable. Gran parte de la demanda la acapara China ([Wang, Q. et al., 2022](#)). El ritmo de aumento de la demanda superó al de la oferta, contribuyendo al aumento de precios ([ECB, 2022](#)). Tras el parón provocado por la crisis sanitaria, la oferta no es inicialmente capaz de igualar sus niveles prepandemia, sino que su evolución es progresiva. Durante la pandemia se aprovecha para aumentar los trabajos de mantenimiento de plantas y yacimientos. Su retorno a la actividad no es inmediato, disminuyendo la oferta.

El escenario energético se ve posteriormente afectado por el conflicto bélico del este de Europa. Tras el apoyo europeo y americano a Kiev y las sanciones impuestas a Rusia, Putin inicia una política de boicot contra sus enemigos internacionales ([Sink, J., 2023](#)). Sus medidas se resumen en la reducción de suministro energético, principalmente a través del gas y del petróleo. Destaca el corte del flujo de gas en el *Nord Stream 1*. Se trata de un gaseoducto subacuático que une Rusia con Alemania, y es por el que Europa, sobre todo la parte norte, se abastece en términos de energía ([Marx, W., 2023](#)). El gas se emplea para la producción de electricidad y es la fuente de calentamiento para los hogares durante épocas de frío, de ahí la importancia del gaseoducto.

El flujo previo al corte ya se venía disminuyendo como boicot a Europa por parte de Rusia ([Ratcliffe, V. y Mazneva, E., 2022](#)). Sin embargo, en septiembre de 2022 se detectan fugas en distintos puntos de la estructura. La evidencia sugiere que el daño efectuado sobre la infraestructura es deliberado. La autoría del desperfecto sigue en el aire, pero las teorías apuntan al Kremlin ([Marx, W., 2023](#)). Tras el acontecimiento, el flujo no se vuelve a retomar. Esta situación se presenta en un momento de bajas reservas de gas europeas, por lo que los precios despuntan al alza ([ECB, 2022](#)).

El impacto del panorama energético afecta especialmente a la Unión Europea debido a su dependencia de las fuentes de energía rusas ([Di Bella, G. et al., 2022](#)). En 2021 la Unión Europea importa alrededor de 45% de gas ruso ([IEA, 2022](#)). Estados Unidos tiene capacidad productora de petróleo y gas, por lo que el país se encuentra cubierto. Sin embargo, el consumo interno es superior a la producción, por lo que también importan, pero en menor cantidad. Según los datos de la *U.S. Energy Information Administration (EIA)*, en 2021 el total de importación de petróleo ruso es del 3% ([U.S. EIA, 2022](#)).

El conflicto bélico también afecta al comercio y exportaciones tanto de Rusia como de Ucrania. El *Kremlin* pierde socios comerciales desarrollados debido a las sanciones. Reorienta sus exportaciones a China, India y Turquía ([Darvas, Z. y Martins, C., 2022](#)). Ucrania ve bloqueadas sus exportaciones, destacando especialmente las de cereales y aceites vegetales. Estas son imprescindibles para la situación alimenticia global ([OECD, 2022](#)). Ucrania es un país exportador, sobre todo de productos agrícolas. Más de la mitad de su territorio es cultivable ([U.S. Department of Agriculture, 2022](#)). Una gran cantidad de socios comerciales dependen de este suministro. La paralización de las exportaciones ucranianas se debe al control ruso sobre el Mar Negro, cuyas aguas son determinantes para el mercado de *commodities* ([Lee, J. y Durisin, M., 2022](#)). La situación bélica y la destrucción de cultivos por la guerra castiga la oferta ucraniana.

En resumen, una oferta debilitada junto a una demanda en auge tras el fin de la pandemia deriva en un incremento de los precios. Los efectos de la guerra de Rusia se suman a esta tesitura. El conflicto bélico tiene efecto directo sobre la oferta. La reducción de la misma involucra mayoritariamente a productos básicos. Las exportaciones rusas cambian de receptor mientras que las ucranianas se paralizan ([Federal Reserve, 2022](#)). Las sanciones impuestas a Rusia, y el boicot de Putin hacia Europa y otros enemigos desenlazan en la

menor oferta, y mayores precios, de *commodities* como el trigo, maíz, metales, gas o petróleo. El país presidido por Vladimir Putin es además el mayor exportador de petróleo y gas, abasteciendo a la mayoría de los mercados mundiales ([IEA, 2022](#)). En consecuencia, el impacto es global. Las *commodities* energéticas como el petróleo y el gas son las más contagiosas y las que más rápido se trasladan a los índices de precios ([Bobasu, A. y Gareis, J., 2022](#)). Incrementan el precio de la energía, la cual se emplea para gran cantidad de actividades.

## 2.2.2 Localización de la inversión

Ante la situación global descrita, es complicado establecer un territorio próspero donde invertir. El razonamiento parece más encaminado a escoger lo menos malo que lo mejor. Existen diferentes territorios donde ubicar la inversión. Sin embargo, dada la limitación espacial del trabajo se analizan las opciones consideradas como más importantes: China, Europa y Estados Unidos. Según el *Eurostat*, son las tres economías más grandes y las mayores potencias en cuanto a comercio internacional ([Eurostat, 2020](#); [European Union, 2022](#)).

China es una gran potencia mundial. Destaca su transformación y crecimiento en los últimos años. Su economía enfocada en la industria tecnológica, su aumento en la productividad y sus objetivos a largo plazo convierten al país asiático en un agente influyente en la economía mundial (Brandt, L. et al, 2022). Su nivel de inflación es menor a la media global, mostrando una inflación anual en 2022 del 2% según el Fondo Monetario Internacional. Sin embargo, es un país delicado para la inversión, especialmente ante la situación actual, donde apoyan a Rusia en la guerra y siguen en fase de desescalada tras el confinamiento. Su estructura comunista, su diferencia en cuanto a regulación y el denominado *insider trading* son riesgos latentes que generan reticencia a la hora de invertir en el país ([Li, S., 2007](#)). Además, el rápido crecimiento chino no va a la par con el desarrollo institucional, ya que existen *gaps* o carencias que el país debe de hacer frente de cara al crecimiento sostenible y de calidad ([The World Bank, 2023](#)).

La Unión Europea es otra potencia económica mundial. Se trata de 27 países unidos en una misma comunidad política. Es el territorio más afectado por la guerra y sujeto a mayor incertidumbre. La proximidad al frente de batalla y su dependencia energética y alimenticia atizan la economía europea. Sus niveles de inflación se disparan a la par que

los tipos de interés ([Khudaykulova, M. et al., 2022](#)). Según el Fondo Monetario Internacional (FMI), en 2023 se espera una inflación superior que en Estados Unidos ([IMF, 2023](#)). Esta situación explica la devaluación de su moneda, la cual llega a estar en paridad con el dólar este último año ([Cherry, L., 2022](#))

Estados Unidos es la economía más grande del mundo en cuanto a Producto Interior Bruto ([The World Bank, 2022](#)). El país contiene los mercados e índices de mayor tamaño y reconocimiento mundial ([Dimensional, 2022](#)). Siempre hay oportunidades, incluso en momentos de debilidad. La inflación vaticinada por las autoridades monetarias es menor que en el territorio europeo, aportando poder adquisitivo al dólar ([IMF, 2023](#)). Además, Estados Unidos se encuentra en un periodo de muy bajo desempleo, lo que refleja una optimización de recursos y aceleración de la economía ([U.S. Bureau of Labour Statistics, 2023](#)). Al país también le afecta la guerra rusa, pero no de una manera tan directa como al continente europeo. Su mayor independencia energética, siendo exportador neto de energía desde 2019, contribuye a una mayor estabilidad ([U.S. EIA, 2022](#)). Por último, y en relación al objeto de estudio del presente trabajo, es el país con mayor número de empresas con el *F-Score* de Piotroski superior a ocho, demostrando alta solidez financiera ([Miller, L. et al., 2021](#)). Por estas razones Estados Unidos es el foco de inversión siguiendo el análisis *Top-Down* para el presente trabajo.

### 2.2.3 Situación de los distintos mercados

El estudio de los distintos mercados viene condicionado a la limitación espacial del trabajo. Dada esta limitación, el análisis se enfoca en los mercados de renta fija, *commodities* y renta variable. Se trata de mercados con diferentes características que abarcan distintas partes de los mercados financieros.

El estudio del mercado de *commodities* es interesante debido a la situación actual de las mismas. Representan los *inputs* para gran parte de la industria ([Chiaie, S.D. et al., 2017](#)). El mercado de renta fija se relaciona con los tipos de interés, variable con implicaciones en la economía y en la política monetaria ([SEC, 2013](#)). Por último, la renta variable actúa como indicador de la salud de la economía ([ECB, 2012](#)). La interacción de los tres mercados juega un papel importante en el desarrollo de las economías, la asignación de recursos, la política monetaria y la confianza de los inversores.

Históricamente, el mercado más afectado por la inflación es el de renta fija. La inversión en activos de este mercado pierde valor con la inflación ([Kang, J. y Pflueger, C. E., 2015](#)). Los flujos de caja están fijados en términos nominales y el efecto inflacionario solo se transmite a los tipos de descuento ([CFA Program Curriculum 2022: Level I, Vol. I - Reading 40, 2022](#)). Ante incrementos en el nivel de precios, los flujos futuros del bono gozan de un menor valor. Por otra parte, las autoridades monetarias combaten la inflación subiendo los tipos de interés, reduciendo la competitividad de los bonos. El precio de estos activos financieros disminuye para que la diferencia se vea compensada. En resumen, la inflación y la rentabilidad real de los bonos correlacionan en signo negativo ([Pla, X. P., López, P. L., y Benito, O. E., 2017](#)). No es el mercado idóneo ante la casuística inflacionaria actual.

El mercado de *commodities* es una buena opción de cobertura ante movimientos inflacionarios ([Gorton, G. y Rouwenhorst, K.G., 2006](#)). Los movimientos de precio de las *commodities* correlacionan positivamente con los movimientos del nivel general de precios, y su rentabilidad es positiva ([Frankel, J., 2022](#)). Sin embargo, y aunque la inflación sigue lejos del 2%, la tendencia alcista se invierte. La inflación en Estados Unidos desciende de manera paulatina ([IMF, 2023](#)). En consecuencia, la efectividad de la inversión en *commodities* como cobertura inflacionaria se ve reducida. Además, este tipo de activos sufren notable volatilidad, ya que los precios se ven influenciados por tendencias en la oferta y demanda global, junto por los cambios tecnológicos ([Vivian, A. y Wohar, M. E., 2012](#)).

Tras analizar el mercado de renta fija y *commodities*, se llega a la conclusión que el mercado más apropiado para la situación actual es el de renta variable, siendo el americano el referente a nivel mundial ([CFA Program Curriculum 2022: Level I, Vol. I - Reading 50, 2022](#)). Según el *CFA Institute*, en 2018 los mercados americanos de renta variable suponen el 40% de los mercados mundiales. La inflación correlaciona en signo negativo con las variaciones en los precios de las acciones ([Fama, E. F., 1981](#)). Si la inflación disminuye, el mercado de renta variable crece. El signo de la correlación favorece a la situación actual, ya que, aunque sigue alta, la inflación está en descenso. Por otra parte, cabe destacar la posibilidad de minimizar el riesgo inflacionario mediante la inversión en *value stocks* ([Shipp, T. y Turnquist, A., 2022](#)). Además, mientras que la inflación no se dispare, tanto los flujos de caja futuros (beneficios y dividendos) como los



tipos de descuento aumentan y disminuyen al son de la inflación, neutralizando parte del efecto.

Otros factores que invitan a la inversión en renta variable incluyen la mayor facilidad de diversificación con respecto a otros mercados, la amplia oferta de opciones, su liquidez y la menor necesidad de apalancamiento con respecto a las *commodities* ([Bhide, A., 1993](#); [French, K. R. y Poterba, J. M., 1991](#)). La liquidez es un factor importante. A mayor liquidez, mejor rendimiento ([Fang, V. W., et al., 2009](#)). Por último, existe una amplia investigación empírica y académica referente a este mercado, disponiendo de estrategias y análisis de inversión como la de Piotroski o Altman, las cuales se emplean en este trabajo. Este cúmulo de factores presentan al mercado accionario como una opción válida de cara a la inversión ante la situación actual. Por consiguiente, los futuros apartados del presente trabajo, desarrollando la metodología *Top-Down*, se centran exclusivamente en Estados Unidos.

#### 2.2.4 Situación económica actual estadounidense

Estados Unidos es la primera potencia económica mundial. Ocupa el primer lugar en cuanto a PIB se refiere ([The World Bank, 2022](#)). Acumula alrededor del 25% del PIB global y más del 33% de la capitalización de los mercados de renta variable. Además, el dólar es la moneda más empleada en todo el mundo. La predominancia estadounidense es estable desde los años 80 ([Kose, M.A. et al., 2017](#)). En cuanto a renta variable, es el país que más oportunidades ofrece con los mercados más grandes del planeta ([Dimensional, 2022](#)).

El análisis del presente trabajo presenta al país americano como la mejor opción de inversión. Sin embargo, la tesis americana no es perfecta. El país no es inmune a la situación global y se ve afectado por los problemas mundiales. Al ser la primera potencia global, tiene mayores recursos y resistencia para protegerse, pero el país no es inmune y cabe estudiar su situación. No obstante, precediendo al análisis, es conveniente dedicar un apartado a la explicación de los ciclos económicos para sentar una base conceptual de cara a explicaciones futuras.

### *Business Cycle:*

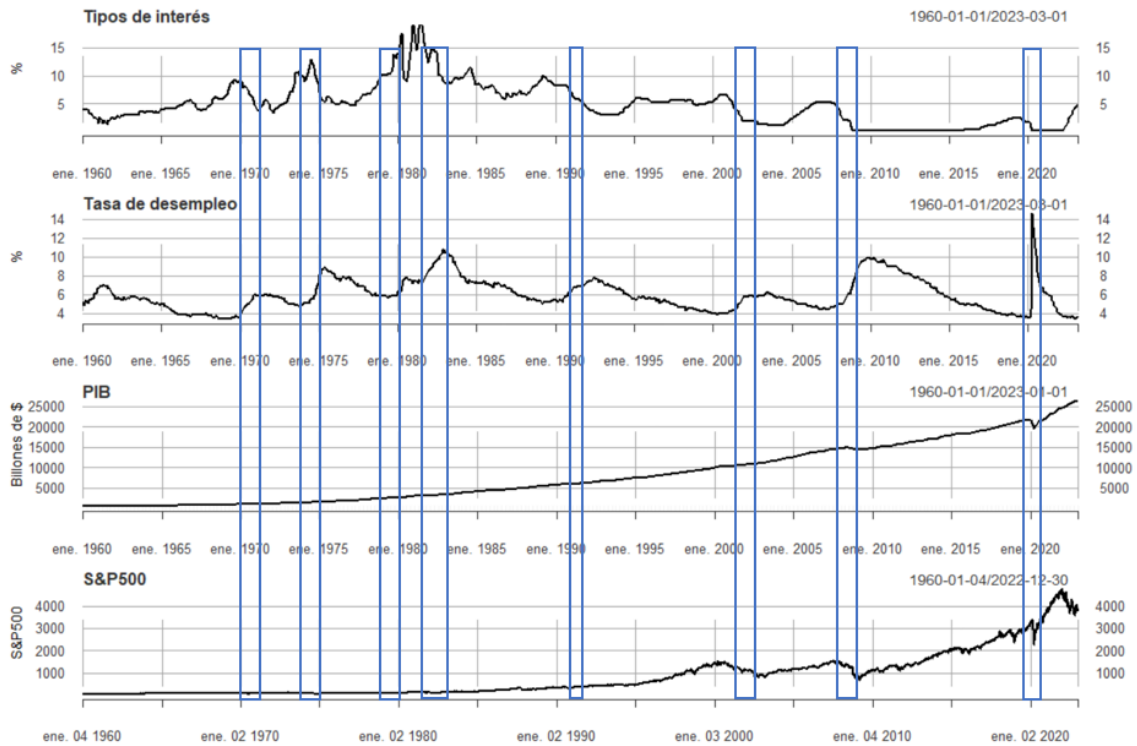
El ciclo económico o *Business Cycle* hace referencia a las recurrentes expansiones y contracciones en la actividad económica, afectando a los distintos segmentos de la economía ([CFA Program Curriculum 2022: Level I, Vol. I - Reading 11, 2022](#)). A lo largo de la historia se aprecia la transición entre las dos fases del ciclo ([NBER, 2023](#)). Según el *CFA Institute*, se refiere a las fluctuaciones del PIB en relación a la tendencia de crecimiento a largo plazo (de 9 a 11 años). Las expansiones son más duraderas y progresivas, mientras que las recesiones tienden a durar menos tiempo y ser más bruscas ([CFA Program Curriculum 2022: Level I, Vol. I - Reading 11, 2022](#)). Se dice que una economía está en expansión cuando ya ha tocado mínimos y está en camino de alcanzar un máximo. Lo opuesto sucede al revés. Se dice que una economía está en recesión cuando está en proceso de alcanzar un mínimo habiendo dejado atrás un máximo ([NBER, 2023](#)).

En Estados Unidos, el encargado del estudio y análisis de los *Business Cycles* es el *National Bureau of Economic Research Business Dating Committee*. Monitoriza el estado de la economía declarando recesiones y expansiones cuando los datos así lo indican. A diferencia de otras definiciones de recesión, que implican la disminución consecutiva durante dos trimestres del Producto Interior Bruto, la *National Bureau of Economic Research* define recesión como una disminución significativa de la actividad económica que se contagia alrededor de la economía y dura más de unos cuantos meses ([NBER, 2023](#)).

Son muchas las variables empleadas para monitorizar los ciclos económicos. Entre ellas destacan el nivel de empleo, la variación del PIB o el diferencial de tipos de interés ([Bermejo, R., 2019](#)). En el tercer capítulo de su Tesis Doctoral, Ramón Bermejo estudia la posibilidad de identificar anticipadamente cambios de expansión a recesión en los ciclos económicos. Mediante métricas referentes al mercado laboral estadounidense, el rendimiento de los bonos americanos y el *S&P 500*, evidencia la posibilidad de identificación prematura de recesiones con un tiempo medio de anticipación de 2,57 meses y una efectividad del 88% ([Bermejo, R., 2021](#)). Las conclusiones presentadas por la Tesis son de valor para la comunidad inversora, ya que se ofrece información de cara a la cobertura del riesgo no diversificable.

Previo al estudio individualizado de los distintos indicadores, se muestra a continuación su evolución temporal e histórica de cara a la extracción de primeras conclusiones.

Ilustración 2: evolución de los indicadores de recesión



Fuente: elaboración propia con *RStudio* mediante datos del *U.S. Bureau of Economic Analysis*, *U.S. Bureau of Labor Statistics* y *Federal Reserve Bank of St. Louis*)

En la gráfica se aprecia la evolución de los tipos de interés, de la tasa de desempleo, del Producto Interior Bruto estadounidense y del *S&P 500*. Por otra parte, se añade una quinta dimensión mediante los rectángulos contenidos en la gráfica. Hacen referencia a periodos de recesión declarados por la *National Bureau of Economic Research*. Se extraen diversas conclusiones.

En primer lugar, salvo excepciones como la de la *Covid-19* o la crisis financiera del 2008, el PIB nominal crece paulatinamente, aunque con mayor ritmo a medida que pasan los años. Se aprecia que la tendencia general del PIB y del *S&P 500* es similar. Muestra que el índice refleja la salud de la economía, reflejada en el PIB ([ECB, 2012](#)).

En segundo lugar, cabe destacar la oposición de tendencia y movimientos entre los tipos de interés y la tasa de desempleo. Se observa que, al aumentar una variable, la otra

disminuye. Los máximos relativos de una coinciden con mínimos relativos de la otra y viceversa. Este comportamiento goza de sentido ya que, a menor nivel de desempleo, menor oferta de trabajadores ([Prag, J., 1994](#)). En consecuencia, los contratadores deben ofrecer mejores condiciones y sueldos, elevando el nivel de precios y la inflación. Si esta tendencia se sostiene en el tiempo, entran en juego las autoridades monetarias aumentando los tipos de interés ([Schwab, K., 2023](#)). Lo contrario sucede en el caso de un alto nivel de desempleo. En este caso la oferta de trabajadores es mayor, y los contratantes tienen mayor poder de negociación, disminuyendo el nivel de precios y evitando subidas de los tipos de interés. De esta situación deriva la relación negativa entre nivel de desempleo y tipos de interés. Según la literatura académica, esta relación se acepta para el corto y medio plazo. Sin embargo, en el largo plazo no existe relación entre las variables. Explicado mediante la *Curva de Phillips*, que relaciona el nivel de desempleo (eje X) y la inflación (eje Y), esta debe ser vertical. Independientemente del nivel de inflación, el nivel de desempleo es el mismo. [Friedman \(1968\)](#) y [Phelps en \(1967\)](#) constatan esta evidencia.

Como tercera y última conclusión, los datos históricos muestran un patrón de comportamiento repetitivo. La economía cae en recesión justo tras los puntos en la gráfica donde el nivel de desempleo roza mínimos relativos o absolutos. Esta situación es paradójica, ya que un mínimo nivel de desempleo indica una aceleración de la economía y una óptima distribución de recursos. No obstante, como se menciona en la última conferencia del *World Economic Forum*, es un patrón que se repite y no es fruto del azar. Un mínimo en el nivel de desempleo refleja que la economía alcanza máximos difíciles de sostener, y, por ende, a partir de ese instante la economía se ralentiza ([Schwab, K., 2023](#)).

La segunda y tercera conclusión están relacionadas entre sí. Como se describe, ante etapas de mínimo desempleo, la FED termina por aumentar los tipos de interés. Esta acción desencadena créditos más caros y enfría la economía. Las empresas se expanden menos, disminuyendo potenciales inversiones y ajustando plantillas. Por la parte de los consumidores, estos incurren en menores gastos y compras. Por todo esto, hay quien piensa que las políticas de contracción de las autoridades monetarias solo pueden causar una recesión o empeorarla en caso de ya haberla. Los datos e investigaciones muestran

que los bancos centrales son incapaces de detener la inflación sin que sus políticas monetarias acarreen una recesión al poco tiempo ([Cecchetti, S.G. et al., 2023](#))

La información expuesta detalla las relaciones acontecidas entre tipos de interés, PIB, inflación, desempleo y recesiones. Expuesta dicha información, resta comparar estos comportamientos históricos con la tesitura actual. A continuación, se analiza cada indicador de manera individual.

#### Nivel de empleo: una situación paradójica

Tal y como indica en su Tesis Doctoral, Ramón Bermejo, analista de mercados a la vez que investigador y docente, el mercado laboral y las métricas en torno al mismo son determinantes en el entorno económico ya que afectan al consumo ([Bermejo, R., 2021](#)). El consumo privado sustenta la mayoría del PIB estadounidense, por lo que un menor empleo deriva en una disminución del consumo y del PIB. Concretamente, el peso del gasto en consumo personal sobre el PIB estadounidense ronda el 66% en la última década del siglo XX ([Yamarone, 2004](#)). El efecto del declive en el mercado laboral es doble. Además del nexo causal entre la creación de empleo y el consumo privado, también afecta a los beneficios de las sociedades que componen los índices de renta variable ([Figueroa-Ferreti, 2017](#)).

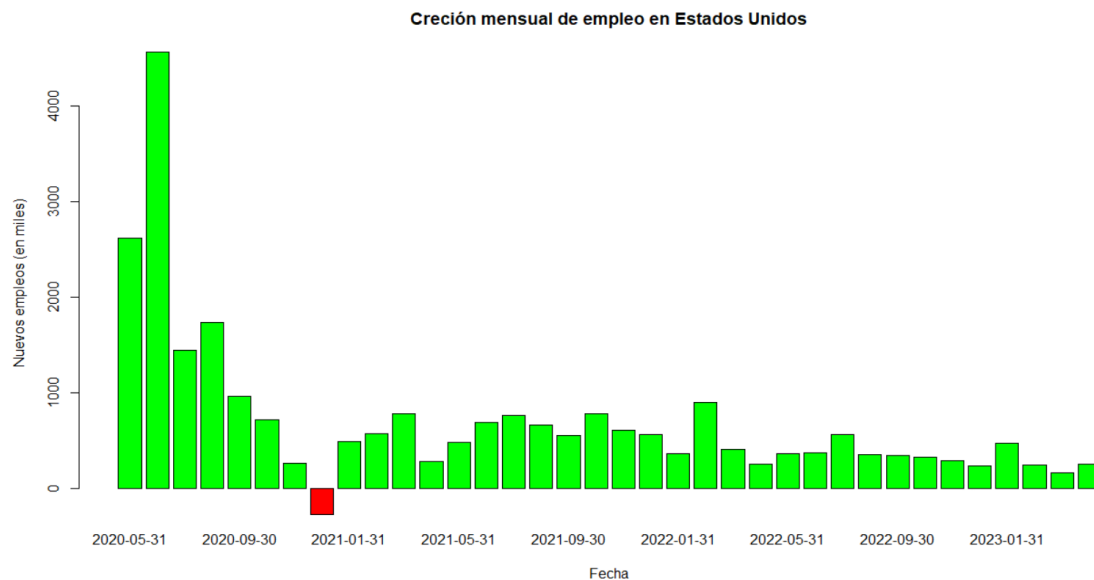
Los inversores deben prestar atención al mercado laboral como indicador económico y financiero. Yamarone establece el *Monthly Employment Report* (Reporte Mensual de Empleo) como el indicador macroeconómico más importante ([Yamarone, 2017](#)). En consecuencia, la Creación Neta de Empleo Mensual no Agrícola es un indicador útil de cara a identificar con antelación periodos de recesión.

El hecho de que la creación de empleo se mantenga positiva se emplea como dato de la buena marcha del país americano ante posibles rumores de recesión ([Tanzi, A., 2023](#); [Leonard, J., 2023](#)). El desempleo disminuye a lo largo del 2022 hasta alcanzar un mínimo al inicio de 2023 con una cifra del 3,4% ([U.S. Bureau of Labour Statistics, 2023](#)).

A priori, esta situación es positiva. Sin embargo, el historial de recesiones no indica lo mismo. Como se expone previamente, acontecen recesiones tras grandes bajadas y mínimos en el nivel de desempleo. Además, tras el fin del año 2022, aunque el nivel de desempleo continua a la baja, cada vez es menor la cantidad de nuevas contrataciones. El

ritmo disminuye y refleja un aplanamiento de la curva, pronosticando un cambio en la tendencia ([U.S. Bureau of Labour Statistics, 2023](#)).

Ilustración 3: creación mensual de empleo en Estados Unidos



Fuente: elaboración propia con *RStudio* mediante datos del *U.S. Bureau of Labor Statistics*

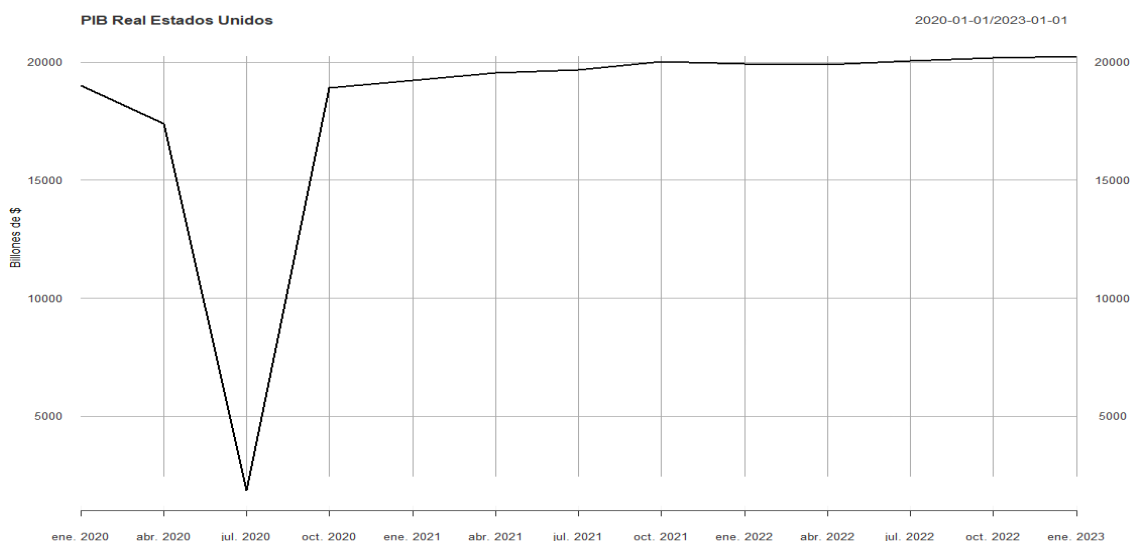
El gráfico superior refleja la evolución de creación de empleo tras el fin de la última recesión causada por la *Covid-19*. Desde entonces se observe que, salvo a finales de 2020, siempre se crea nuevo empleo. No obstante, la tendencia es claramente negativa, escenificando un estancamiento en la creación de empleo. Según estas cifras, existen síntomas de aparición de una nueva recesión. El mercado de empleo muestra evidencias reales.

#### Producto Interior Bruto: estancamiento en términos reales

Otro indicador presente en la economía es el PIB Real, que proporciona los datos del PIB teniendo en cuenta la inflación. Mide la rapidez con la que se expande la economía. ([CFA Program Curriculum 2022: Level I, Vol. I - Reading 7, 2022](#)). A diferencia del PIB no ajustado a la inflación, este se estanca en el último año, fluctuando en canal al alza y a la baja. Un estancamiento del PIB dado a la vez que tipos de interés elevados señalan posibles evidencias de recesión ([Bermejo, R., 2019](#)), y es lo que se da en la actualidad.

La siguiente gráfica muestra el estancamiento de los últimos años:

Ilustración 4: evolución del PIB real estadounidense



Fuente: elaboración propia con *RStudio* mediante datos del [U.S. Bureau of Economic Analysis](https://www.bea.gov/)

#### Tipos de interés: la señal de la curva invertida

La teoría financiera establece que, a mayor horizonte temporal, mayor incertidumbre. Por consiguiente, a un mayor horizonte temporal le acompaña mayor riesgo y mayor retorno ([CFA Program Curriculum 2022: Level I, Volume 1. \(2022\) - Reading 28. CFA Institute](#)). Esta teoría se aplica a los tipos de interés, los cuales deben aumentar a medida que aumenta el horizonte de tiempo. Cuando esta situación no se da, se produce lo que se denomina una “inversión de la curva” ([Wright, J. H., 2006](#)). En el campo de la investigación, este cruce se considera una señal fuerte ([Tadeo, M. y Smialek, J., 2018](#)). Primero, los rendimientos de la deuda a corto plazo se acercan a los de la deuda a largo plazo y se provoca un “aplanamiento de la curva” o *flattening*. Más tarde el tipo de interés a corto plazo supera al tipo de interés a largo plazo ([Rudebusch, G. D. y Williams, J. C., 2009](#)). Los horizontes temporales clásicos para esta detección suelen ser dos y diez años. La aparición de esta situación supone otro síntoma de posible recesión, por lo que se considera como dato complementario a la monitorización del riesgo no diversificable. ([Rudebusch, G. D. y Williams, J. C., 2009](#); [Yamarone, 2017](#)).

El histórico de datos ofrecido por el *Federal Reserve Bank of St. Louis* se ofrece a continuación. La gráfica refleja el diferencial entre los tipos de interés a largo plazo y los

tipos de interés a corto plazo. Si la gráfica se encuentra por debajo del cero (zonas marcadas en rojo), la curva de tipos se encuentra invertida.

Ilustración 5: evolución del diferencial entre los tipos de interés



Fuente: elaboración propia con *RStudio* mediante datos del *Federal Reserve Bank of St. Louis*

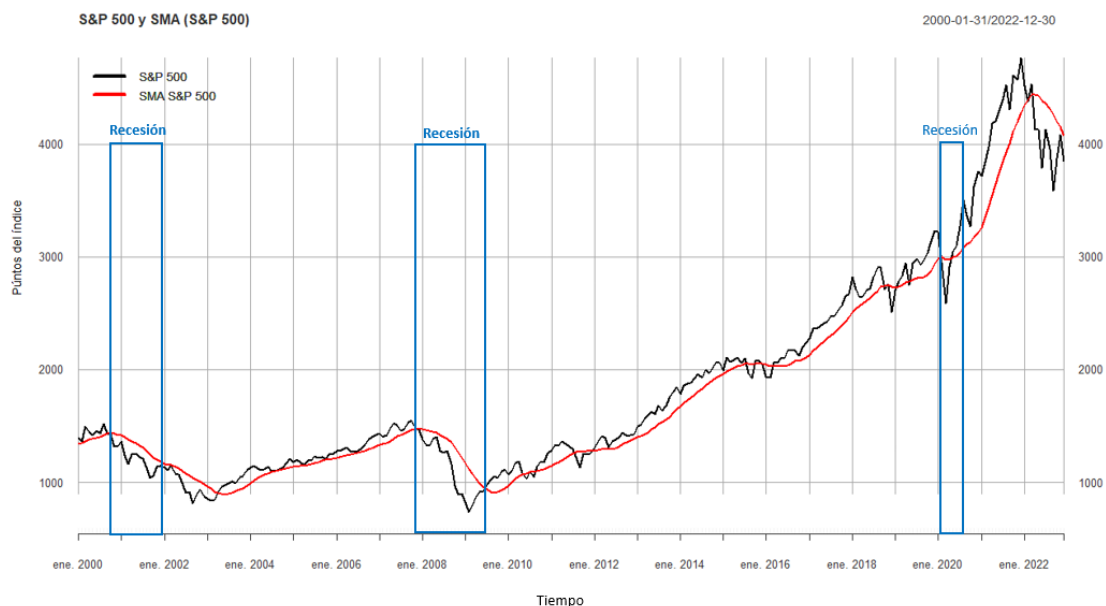
Se observa como en la recesión de la crisis financiera la gráfica cruza la barrera del cero, y como en el año 2022 se repite la situación, aunque en mayor magnitud.

#### Cruce del S&P 500 y su media móvil simple

El indicador basado en el cruce hacia abajo del *S&P 500* y su media móvil simple se emplea para estudiar si, una vez identificados los síntomas prematuros de una posible recesión (mercado laboral e inversión de la curva), los efectos de la misma se traspasan a los mercados de renta variable (Bermejo, R., 2019). Estrella y Mishkin (1996) proponen el estudio con el *S&P 500*. Este indicador se basa en reglas heurísticas, y la señal de alerta se da cuando la diferencia entre el precio de cierre mensual del índice y su media móvil de 12 observaciones presenta valores entre cero y uno. Cabe apuntar que se trata de un indicador complementario, ya que únicamente se emplea si se identifican señales previas en el estudio del mercado laboral o de la curva de tipos (Bermejo, R., 2021).



Ilustración 6: evolución de los cruces entre el S&P 500 y su media móvil simple



Fuente: elaboración propia con *RStudio* mediante datos del *Federal Reserve Bank of St. Louis*

La gráfica superior refleja la evolución de señales en el último siglo. Presenta el valor del índice (color negro), la media móvil simple de 12 períodos (color rojo) y los periodos de recesión (color azul). Gráficamente se observa que los tres periodos de recesión se inician cuando la serie del *S&P 500* cruza a la serie de media móvil hacia abajo.

Oficialmente, la economía americana sigue en fase de expansión. Sin embargo, se observa que a inicios del año 2022 el cruce de medias genera una señal de alerta. El indicador refleja la proximidad de una recesión. Refleja el traspaso del deterioro prematuro captado por el resto de los indicadores estudiados a los mercados de renta variable.

Los cuatro indicadores analizados apuntan en la misma dirección. Tanto el mercado laboral, como el PIB real, los tipos de interés y el *S&P 500* sugieren peligro anticipado de recesión. El análisis alerta del posible riesgo de caída de todo el mercado de renta variable como aconteció en 2007. La información obtenida es importante de cara a monitorizar el riesgo sistemático, ofreciendo la posibilidad de cobertura o de estrategias dirigidas a períodos de recesión.

Ante esta serie de hechos, los inversores deben estar alerta ya que periodos de crisis pueden afectar a sus rentabilidades. En consecuencia, y en línea con lo que se propone en este trabajo, el inversor no solo debe guiarse por la fortaleza financiera y operacional de

una empresa (análisis fundamental), sino que también debe prestar atención al comportamiento del mercado y de sus participantes, llevando a cabo un análisis mediante técnicas de *market timing*. A través de la combinación de análisis técnico y fundamental, el inversor tiene mayor probabilidad de éxito en sus inversiones.

El siguiente apartado del trabajo desarrolla el empleo de ambas técnicas de análisis financiero y expone sus resultados. En primer lugar, se realiza una selección de valores que cumplen con los filtros de análisis fundamental de Piotroski y de Altman. Tras esta selección, se aplican técnicas de *market timing* e indicadores técnicos con el fin de optimizar la estrategia de inversión.

### 2.3 Aplicación de los análisis

El objetivo final de la metodología *Top-Down* es la consecución de rentabilidades fruto de un estudio deductivo. En los siguientes apartados, se estudian fundamental y técnicamente las posibles inversiones. Sin embargo, previo a ese proceso debe contemplarse el tamaño de la muestra de estudio. Equivale al tamaño de la cartera, aspecto influyente en la rentabilidad final.

El tamaño de las carteras es un tema de interés en el mundo financiero. La relación entre el riesgo de una cartera y su tamaño es objeto de estudio desde hace años. La cuestión reside en que, a mayor tamaño, mayor diversificación y eliminación de riesgos. Sin embargo, a un mayor tamaño le acompañan unos mayores costes de transacción, que reducen el beneficio ([Elton, E. J. y Gruber, M. J., 1977](#)).

Tras las investigaciones de [Markowitz \(1952\)](#) y de [Sharpe \(1964\)](#), el comienzo del debate viene con la publicación de [Evans y Archer \(1968\)](#). Su aportación es un desarrollo del *Capital Asset Pricing Model (CAPM)*. Se desarrolla que el riesgo de una cartera se divide en riesgo sistémico y no sistémico. La diversificación, según apuntan los autores, únicamente cubre el riesgo no sistémico ([Evans, J.L. y S.H. Archer, 1968](#)). Evans y Archer llegan a la conclusión que el número óptimo de valores en la cartera no es demasiado elevado, siendo esta cifra un número entre diez y quince valores.

Tras esta publicación, se dan a conocer mayor cantidad de estudios. Durante la segunda mitad del siglo XX, la mayoría de las publicaciones siguen una misma línea. No obstante, es a raíz del artículo de [Campbell et al. \(2001\)](#) que la dinámica de conclusiones comienza

a variar. Se discute que la volatilidad en el mercado accionario escala con el tiempo. La correlación entre rentabilidades se ve disminuida a lo largo de los años y la volatilidad del mercado y de la mayoría de las industrias no cambia. La suma de estos factores genera como resultado una mayor cantidad de valores en cartera para alcanzar la diversificación. Se propone una cifra cercana a cincuenta ([Campbell, J.Y. et al., 2001](#)).

Sin embargo, los estudios más recientes ofrecen una perspectiva intermedia entre Evans junto a Archer y Campbell. Estudios como el de [Hicham Benjelloun \(2010\)](#) revelan una media de entre cuarenta y cincuenta valores. Se trata de la evolución natural de la estructura de riesgo del mercado financiero americano. Por otra parte, publicaciones como la de [Meir Statman \(1987\)](#) proponen alrededor de treinta.

Considerando todo lo anterior, en el presente trabajo se elabora una cartera de treinta valores. Se acepta esta cifra que ya que es un punto intermedio entre las teorías predominantes y gana popularidad entre los últimos estudios.

Una vez definido el tamaño deseado de la muestra, el siguiente paso es el análisis y elección de los valores. Para ello, como se detalla en partes anteriores del trabajo, se comienza con un análisis fundamental, sirviendo este como primer filtro. Posteriormente, de entre los valores filtrados, se seleccionan los treinta valores con mejores perspectivas y se aplica sobre ellos las técnicas de *market timing*, creando una estrategia de *trading* algorítmico que posteriormente se compara con el *benchmark* del mercado para comprobar su efectividad.

### 2.3.1 Aplicación del análisis fundamental de Altman y Piotroski

La selección de los valores que cumplen los requisitos establecidos por Altman y Piotroski se incluye a continuación. Los cálculos tras cada *score* son complejos. Sin embargo, *Bloomberg* ofrece la posibilidad de realizar el filtrado de manera inmediata en la pantalla de *Equity Screening (EQS)*.

Los valores que pasan el filtro aparecen en el cuadro inferior. Se trata de 52 valores. En las columnas se presenta el nombre de la empresa, el *F-Score* de Piotroski y el *Z-Score* de Altman (AZS).

*Ilustración 7: listado de valores con F-Score  $\geq 8$*

<b>Empresa</b>	<b>Piotroski F Score</b>	<b>AZS</b>
OLD DOMINION FRT	8,00	16,90
EDWARDS LIFE	8,00	16,04
CADENCE DESIGN	8,00	15,72
JACK HENRY	9,00	13,60
IDEXX LABS	8,00	12,49
NVR INC	8,00	10,33
ALPHABET INC-A	8,00	10,03
ALPHABET INC-C	8,00	10,03
TERADYNE INC	8,00	9,71
ROPER TECHNOLOGI	8,00	8,56
ZOETIS INC	9,00	8,11
COGNIZANT TECH-A	8,00	8,06
ROBERT HALF INTL	8,00	7,97
KEYSIGHT TEC	8,00	7,84
HORMEL FOODS CRP	8,00	7,19
ANALOG DEVICES	8,00	6,99
APPLE INC	8,00	6,96
HUNT (JB) TRANS	8,00	6,48
LABORATORY CP	8,00	6,35
JOHNSON&JOHNSON	8,00	6,27
ABBOTT LABS	9,00	6,26
SNAP-ON INC	8,00	6,19
HENRY SCHEIN INC	8,00	6,08
ZEBRA TECH CORP	9,00	6,02
MICROCHIP TECH	8,00	6,02
AMERISOURCEBERGE	8,00	5,92

ON SEMICONDUCTOR	8,00	5,69
PHILIP MORRIS IN	8,00	5,24
CF INDUSTRIES HO	9,00	5,18
MCDONALDS CORP	9,00	4,87
ROSS STORES INC	8,00	4,73
EOG RESOURCES	8,00	4,52
MEDTRONIC PLC	8,00	4,51
UNITED PARCEL-B	8,00	4,49
BRISTOL-MYER SQB	8,00	4,48
EXXON MOBIL CORP	8,00	4,45
PACKAGING CORP	8,00	4,33
INGERSOLL-RAND I	8,00	4,32
RALPH LAUREN COR	8,00	4,21
CHEVRON CORP	8,00	4,14
MOTOROLA SOLUTIO	8,00	4,01
WABTEC CORP	8,00	3,96
O'REILLY AUTOMOT	8,00	3,56
EASTMAN CHEMICAL	8,00	3,53
REPUBLIC SVCS	8,00	3,50
WEYERHAEUSER CO	9,00	3,46
MOSAIC CO/THE	8,00	3,39
MARATHON OIL	8,00	3,25
LYONDELLBASELL-A	8,00	3,24
WHIRLPOOL CORP	9,00	3,20
CORTEVA INC	8,00	3,08

Fuente: elaboración propia con Excel mediante datos de *Bloomberg*

Se observa que la gran mayoría presentan un  $F\text{-Score} = 8$ . Los únicos valores que cumplen todos los requisitos de Piotroski son los siguientes:

Ilustración 8: listado de valores que cumplen  $F\text{-Score} = 9$

Empresa	Piotroski F Score	AZS
JACK HENRY	9,00	13,60
ZOETIS INC	9,00	8,11
ABBOTT LABS	9,00	6,26
ZEBRA TECH CORP	9,00	6,02
CF INDUSTRIES HO	9,00	5,18
MCDONALDS CORP	9,00	4,87
WEYERHAEUSER CO	9,00	3,46
WHIRLPOOL CORP	9,00	3,20

Fuente: elaboración propia mediante datos de *Bloomberg*

Este subgrupo muestra una media de  $Z\text{-Score}$  de 5,85, mientras que las que presentan un  $F\text{-Score}$  de 8 ofrecen una media de  $Z\text{-Score}$  de 6,38. Este dato refleja que un mayor  $F\text{-Score}$  de Piotroski no conduce necesariamente a una menor probabilidad de bancarrota.

Siguiendo únicamente un análisis fundamental, estos serían los valores donde invertir según el *approach* empleado por el trabajo. Sin embargo, como se afirma en la publicación de [Ogneva, M. et al. \(2019\)](#), existe una relación inversa entre el nivel general de problemas financieros y la probabilidad de recesión. Es probable que empresas con altas dificultades financieras quiebren tanto en periodos de expansión como de contracción; sin embargo, en cuanto a empresas con buenas cifras financieras, estas aumentan su valor en las expansiones económicas, pero una época de recesión puede conducir a quiebras ([Ogneva, M. et al., 2019](#)). Este estudio documenta también la prima positiva y de significación asociada a la probabilidad de quiebra de recesión. Esto supone un avance para la literatura ya que previamente no se había documentado que los inversores exigiesen una prima por la compra de valores con mayor probabilidad de caída ([Dichev, 1998](#); [Griffin y Lemmon, 2002](#); [Campbell, Hilscher, y Szilagyi, 2008](#)).

Por esta razón, ante posibles recesiones, una buena base financiera no asegura rentabilidad. Otros factores entran en juego. Una medida para combatirlo es el empleo de técnicas de *market timing*.

### 2.3.2 Aplicación de las técnicas de *market timing*

El análisis técnico y de *market timing* es un campo amplio con múltiples variantes. Existen diversidad de técnicas e indicadores a la hora de realizar este tipo de análisis. En el presente trabajo se acotan las medidas empleadas a medias móviles simples y exponenciales, *Relative Strength Index* (RSI) y las Bandas de Bollinger. Sin embargo, existen otras como el *Moving Average Convergence Divergence* (MACD) o los patrones en las gráficas de precio indicadores de comportamientos futuros (hombro cabeza hombro, doble suelo, banderines...). Estos últimos no se emplean por la limitación espacial del trabajo y por no saturar el modelo a entrenar. Además, tras probar su implementación, las figuras en las gráficas de precios son complejas a la hora de su identificación mediante programación, no ofreciendo garantías de su efectividad.

La elección de las medias móviles se debe a la popularidad de la técnica, su buen rendimiento y fácil interpretación ([Zhu, Y. y Zhou, G., 2009](#)). Permite la identificación de tendencias ([Droke, C., 2001](#)). Las Bandas de Bollinger se emplean por su doble carácter algorítmico y analizador del comportamiento. Además, son populares, pero su efectividad no goza de contraste empírico y académico ([Leeds, M., 2012](#)). Por tanto, es un aliciente más para el contraste ([Lento, C. et al., 2007](#)). Por último, entre los indicadores de tipo oscilador, se escoge el *RSI* ante el *MACD* por su mejor rendimiento y efectividad ante mercados sin tendencia ([Nor, S. M. y Wickremasinghe, G., 2014](#)). A continuación, se presenta una aproximación teórica a cada técnica.

#### Medias móviles:

El concepto de medias móviles se origina en la primera mitad del siglo XX. Es difícil la atribución de esta técnica a una persona en concreto. Charles Dow y Richard Schabacker en su obra *Stock market theory and practice* son los primeros de los que se tiene constancia que comienzan a popularizar esta técnica. Permiten suavizar las fluctuaciones de precios, facilitando la identificación de tendencias ([Droke, C., 2001](#)). En el mundo *practitioner*, el suavizar las fluctuaciones recibe el nombre de *flattening*.

La compraventa de activos financieros mediante medias móviles implica una práctica sistemática de compra o venta del activo en función de cuándo el precio cruza a la media. La idea tras la técnica es la existencia de tendencias que influyen el comportamiento de los precios. Cuando el precio cruza a la media desde abajo indica que los precios

actuales son mayores que los anteriores, evidenciando una tendencia alcista. Lo opuesto sucede cuando el precio cruza a la media desde arriba. Se trata de una tendencia bajista. ([Achelis, S.B., 1996](#)).

Existen diferentes tipos de medias móviles en función de la ponderación del momento temporal. De esta forma se distingue la media móvil simple y la media móvil exponencial ([Toms, C.M., 2011](#)).

Media móvil simple:

Es la versión más sencilla. Todos los momentos temporales gozan de la misma importancia o ponderación. El cálculo de la medida sigue la siguiente fórmula ([Toms, C.M., 2011](#)):

$$MMS = \frac{P_1 + P_2 + \dots + P_n}{n}$$

MMS: media móvil simple.

$P_n$ : precio del activo en el período  $n$

$n$ : período temporal escogido

En base a esta formulación, se establecen órdenes de compra o venta. La estrategia más simple se denomina *Price Crossover Rule*, y consiste en lo siguiente:

- $q_1 = 0$
- $q_{t+1} = q_t$
- Si  $P_t > MMS_t \rightarrow q_{t+1} = 1$
- Si  $P_t < MMS_t \rightarrow q_{t+1} = -1$

$q$ : variable que ofrece el valor 1 si la oportunidad es de compra, -1 si es de venta y 0 si no hay oportunidad

Inicialmente se inicia sin el activo en cartera ( $q_1 = 0$ ). Si el precio es mayor a la media móvil simple, la oportunidad es de compra y en el próximo horizonte temporal se dispondrá del activo en cartera ( $q_{t+1} = 1$ ). Lo contrario sucede si el precio torna a ser



inferior, entonces la oportunidad será de venta y no se dispondrá del activo en cartera en el período siguiente ( $q_{t+1} = -1$ ) ([Achelis, S.B., 1996](#)).

Se trata de la versión más simple. Sin embargo, existe la denominada *Average Crossover Rule*. En este caso, se introducen dos medias móviles, una de memoria más corta y otra de memoria más larga. El objetivo es erradicar las fluctuaciones del precio y extraer conclusiones de mayor claridad. La formulación sigue la siguiente lógica:

- $q_1 = 0$
- $q_{t+1} = q_t$
- Si  $MMScorta_t > MMSlarga_t \rightarrow q_{t+1} = 1$
- Si  $MMScorta_t < MMSlarga_t \rightarrow q_{t+1} = -1$

En cuanto al número de períodos para el cálculo de la media, este depende del horizonte temporal escogido por el inversor. El cálculo de las medias se realiza mediante las 20 y 60 últimas observaciones. Son cifras comúnmente empleadas, ya que un mes contiene alrededor de 20 días hábiles de trading y un trimestre tiene alrededor de 60 ([CFA Program Curriculum 2022: Level I, Vol. I – Reading 54, 2022](#)).

Media móvil exponencial:

Propone un mayor peso o importancia de los datos más recientes. Su cálculo es el siguiente ([Toms, C.M., 2011](#)):

$$MME = K \times (P_t - MME_{-1}) + MME_{-1}$$

MME: media móvil exponencial

K: es el factor de ponderación. Su cálculo es  $K = \frac{2}{(n+1)}$

P: precio del activo financiero

n: período temporal escogido.

Cabe mencionar que, para el cálculo en el momento inicial,  $MME_{-1}$  es una media móvil simple. Las reglas de compra y venta son idénticas a las planteadas en la explicación de las medias móviles simples.

En cuanto a los horizontes temporales para el cálculo de las medias, no existe una medida perfecta, sino que depende del horizonte de inversión del inversor. Una media móvil de cinco días refleja el *momentum* en el corto plazo. Sin embargo, las medidas empleadas son una media móvil a 20 o 60 días ya que ofrece información referente a la tendencia en el medio plazo. Según el *CFA Institute*, la ruptura desde abajo de una media móvil a cinco días a una media móvil de largo plazo debe interpretarse como una señal de compra, ya que el *momentum* y la tendencia están variando al alza. En el caso de que la ruptura fuese desde arriba, la tesisura es contraria, apareciendo una señal de venta ([CFA Program Curriculum 2022: Level I, Vol. I – Reading 35, 2022](#)).

Inversores con horizontes temporales grandes suelen concentrarse en dos medias móviles de horizonte medio. Una de las medidas más empleadas es la que implica una media móvil a cincuenta días y a doscientos días. Instituciones financieras como *Bloomberg* y *Reuters* se refieren a esta señal como *Golden Cross* o *Death Cross* en función de si la media móvil más corta cruza de arriba abajo o al revés ([CFA Program Curriculum 2022: Level I, Vol. I – Reading 35, 2022](#)).

#### Bandas de Bollinger:

Esta técnica fue ideada por John Bollinger, analista financiero americano. El concepto se centra en tres series financieras temporales: dos bandas (una superior y una inferior) que contienen a una media móvil o *middle band*. La banda superior recibe el nombre de *upper band* mientras que la inferior es la *lower band*. Estas bandas están dos desviaciones estándar por encima y por debajo de la media móvil respectivamente ([Bollinger, J., 1992](#)). Su objetivo principal es analizar tendencias y cambios en las mismas, analizando también cuando un activo está sobre o infra comprado ([CFA Program Curriculum 2022: Level I, Vol. I – Reading 35, 2022](#)).

El cálculo de sus componentes es el siguiente ([Bollinger, J., 1992](#)):

- $\sigma$  (desviación típica) =  $\sqrt{\frac{\sum_{j=1}^N (X_j - \bar{X})^2}{N}}$
- $\bar{X}$  (media móvil simple) =  $\frac{\sum_{j=1}^N X_j}{N}$
- Banda superior (*upper band*) =  $\bar{X} + 2\sigma$
- Banda inferior (*lower band*) =  $\bar{X} - 2\sigma$

- *Media móvil (middle band) =  $\bar{X}$*

La estrategia clásica del empleo de esta técnica implica vender cuando el precio entra en contacto con la banda superior, y comprar cuando contacta con la banda inferior. La volatilidad de precios se refleja en la anchura de la banda, siendo esta superior cuando la variabilidad de precios aumenta. La estrategia indica numerosas oportunidades de negociación, además de limitar el riesgo, dado que el inversor puede recular y vender en caso de inversiones poco rentables ([Bollinger, J., 2002](#)).

En cuanto al número de observaciones pasadas para el cálculo de la *middle band*, la medida estándar para el mercado accionario establecida por la literatura son 20 días, ya que ofrece información del medio plazo. Sin embargo, en caso de desearse información en el corto o largo plazo, las medidas varían a 10 y 50 días ([Bollinger, J., 1992](#)).

*RSI (Relative Strength Index):*

El Índice de Fuerza Relativa (*Relative Strength Index*) es una métrica indicadora del *momentum* creada por Welles Wilder en 1978 ([CFA Program Curriculum 2022: Level I, Vol. I – Reading 35, 2022](#)). Es uno de los indicadores más empleados en el análisis técnico por su facilidad de uso e interpretación ([Morosan, A, 2011](#)). Este indicador compara de manera gráfica las ganancias y pérdidas de un activo financiero durante un tiempo escogido. Aporta la información acerca de si un activo financiero está sobrecomprado o al contrario. El cálculo sigue la siguiente formulación ([Wilder, J. W. Jr., 1978](#)):

$$RSI = 100 - \frac{100}{1 + RS}$$

Donde  $RS = \frac{\sum \text{Probabilidades de subida en el período estudiado}}{\sum \text{Probabilidades de bajada en el período estudiado}}$

La literatura académica financiera propone que, si el indicador se sitúa por debajo de treinta, el activo está sobre vendido, mientras que, si se sitúa por encima de 70, estará sobrecomprado ([CFA Program Curriculum 2022: Level I, Vol. I – Reading 35, 2022](#)). Cuando el activo supera el umbral de treinta de abajo arriba se presenta una oportunidad de compra. Mientras que, si cruza el límite de setenta de arriba abajo, la señal

es de venta. Si se emplea esta técnica en mercados de alta fluctuación y dispersión, los umbrales pueden ampliarse a veinte y ochenta para combatir la volatilidad. El período temporal teórico son 14 días, aunque este parámetro puede ser modificado al gusto del inversor ([Wilder, J. W. Jr., 1978](#)).

Además de estas señales, existe otro tipo de alerta que puede ofrecer información respecto al comportamiento futuro. Este tipo de señales se basan en las diferencias de comportamiento entre la gráfica del *RSI* y la gráfica de precios. En el hipotético caso que el *RSI* alcance un máximo local, en el cual el último máximo supera al anterior, y al mismo tiempo, la gráfica de precio presenta los máximos, pero descendentes, la señal es de compra. La señal de venta se da para la misma situación, pero a la inversa ([Morosan, A., 2011](#)).

Cabe apuntar, que tanto el *RSI* como el resto de las medidas e indicadores estudiados son herramientas de apoyo de cara a la inversión. No es recomendable guiarse únicamente por una de ellas, sino que es recomendable la complementación de unas con otras siempre y cuando no conduzca a una saturación de la información ([CFA Program Curriculum 2022: Level I, Vol. I – Reading 35, 2022](#)).

## 2.4 Evaluación de la estrategia

Una estrategia de trading puede tener sentido y fundamento, sin embargo; los mercados son volátiles y no siempre actúan de la misma manera ([Poon, S. H. y Granger, C. W. J., 2003](#)). En consecuencia, es tan importante la elaboración de la estrategia como la evaluación de esta. Cada vez son más las técnicas de *machine learning* que tratan de elaborar modelos predictivos sobre las series financieras; no obstante, la dificultad del estudio es alta ([Henrique, B. M., Sobreiro, V. A., y Kimura, H., 2019](#)). Nunca existe certidumbre absoluta acerca del funcionamiento de una estrategia de inversión o cartera, sin embargo; sí se puede contar con una estimación de la potencial *performance*. Para ello es indispensable apoyarse en el histórico de datos y comportamientos pasados.

Según la literatura y el *CFA Institute*, existen cuatro métodos para evaluar una potencial inversión ([CFA Program Curriculum 2022: Level III, Volumes 1-6 - Reading 41, 2022](#)):

- **Backtesting:** consiste en trasladar la estrategia de inversión a épocas pasadas y evaluar cómo de bien o mal rinde. Se trata de la aplicación de la estrategia a datos históricos pasados.
- **Análisis histórico de escenarios:** en este caso el análisis también se realiza en base a datos pasados, aunque ciñéndose a etapas temporales más concretas como recesiones o crisis.
- **Simulación:** evalúa el funcionamiento de una estrategia para una situación hipotética parametrizada por el inversor ([Brandt, M. W. et al., 2005](#)). Aporta valor al análisis ya que combina datos históricos con previsiones de futuros escenarios.
- **Análisis de sensibilidad:** explora el efecto aislado del impacto de variaciones de variables en la cartera. Suele combinarse con el método de simulación.

A pesar de la validez de todas ellas, en el presente trabajo se trabaja con *backtesting*. La elección se debe a que se trata del método más global y que abarca mayor cantidad de escenarios. Es universalmente empleado en la comunidad inversora desde hace muchos años. Además, aunque su aplicación más directa se encamina al análisis técnico, existe un amplio historial de inversores fundamentalistas que apuestan por esta técnica ([CFA Program Curriculum 2022: Level III, Volumes 1-6 - Reading 41, 2022](#)).

#### 2.4.1 Backtesting y aspectos a tener en cuenta

La efectividad de esta técnica no está garantizada. Puede darse el caso de unos buenos resultados de *backtesting* que rindan mal en el mundo real y viceversa. Sin embargo, sí ofrece una estimación razonable y acertada. Esta técnica debe emplearse como apoyo a la inversión. El razonamiento o hipótesis tras la técnica es que el futuro se parecerá o seguirá tendencias pasadas ([CFA Program Curriculum 2022: Level III, Volumes 1-6 - Reading 41, 2022](#)).

La estructuración y las fases de un proceso de *backtesting* incluyen, en primer lugar, un diseño de la estrategia. En esta fase se definen los resultados deseados, las hipótesis y se fijan los parámetros necesarios. La segunda fase se cataloga como de simulación de inversión histórica, aplicando a la estrategia los datos históricos. La última fase comprende un análisis de los resultados mediante diferentes métricas. Este proceso es el que se realiza en el presente trabajo ([CFA Program Curriculum 2022: Level III, Volumes 1-6 - Reading 41, 2022](#)).

#### 2.4.2 Trading algorítmico: aplicación y *backtesting*

En este apartado se materializa y se exponen los resultados del análisis mediante técnicas de *market timing*. Dado el componente analítico del trabajo, este se centra en la automatización de las estrategias de *trading*. La compra y venta de valores se realiza de forma algorítmica y automática tras especificar los parámetros y condiciones correspondientes. Para la consecución de este objetivo, el lenguaje de programación empleado es *Python*, mediante la herramienta *Jupyter* de Anaconda. La elección se debe a que, a pesar de la existencia de múltiples lenguajes de programación, *Python* es la que mayor desarrollo presenta. Librerías como *talib*, empleada en el presente trabajo, ofrecen facilidades y capacidad de procesamiento de los datos financieros. El número de valores que se incluyen en el estudio es 30, ya que supone una cifra intermedia entre las distintas teorías establecidas por la literatura académica. Se escogen los 30 valores con mejor *Z-Score*.

Dada la diversidad de técnicas y valores a analizar, el análisis se aborda aplicando las técnicas individualmente, para más tarde combinarlas y valorar los resultados. La información derivada de este análisis supone una base empírica de cara a contrastar la hipótesis planteada: la estrategia es capaz de batir al *benchmark*, y por tanto, la combinación de técnicas de *market timing* y análisis fundamental crean sinergias y ofrecen un buen comportamiento colectivo.

Los resultados del análisis incluyen tanto resúmenes numéricos como gráficos de las estrategias de inversión. Sin embargo, dada la limitación espacial del trabajo, y de cara a no saturarlo de información, se incluye únicamente el resumen numérico de los resultados finales. En caso de desear acceder a la información detallada, gráfica e individualizada de los diferentes valores, el código que la genera se encuentra disponible, y con explicaciones de uso, en los anexos del presente trabajo.

A pesar de la exposición sintetizada de los resultados, de cara a una comprensión del *modus operandi* por parte del lector, a continuación se incluye un ejemplo de la información que deriva del análisis individualizado de cada valor. El proceso seguido es el siguiente:

1. Obtención de los datos actualizados de *YahooFinance*: mediante las librerías de *Python*, y junto a la creación de una función extractora de datos, se descargan en

consola los datos de periodicidad diaria para cada *ticker*. En la imagen inferior se muestra el resultado de este paso para el *ticker* ODFL. Estos datos entran al algoritmo que determina el *timing* para operar.

Ilustración 9: ejemplo de datos descargados mediante Python

```
ODFL
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
```

Date	Open	High	Low	Close	Volume
2012-01-03	18.38	18.56	18.09	18.14	1253250
2012-01-04	18.02	18.17	17.83	17.88	1264275
2012-01-05	17.73	17.81	17.38	17.53	1612125
2012-01-06	17.58	17.70	17.29	17.30	1436850
2012-01-09	17.32	17.44	17.03	17.23	1260450
...	...	...	...	...	...
2022-12-23	282.00	287.31	281.00	286.10	430500
2022-12-27	286.37	288.69	284.60	286.77	526700
2022-12-28	286.84	288.50	282.00	282.25	329400
2022-12-29	285.35	290.60	284.28	286.58	431600
2022-12-30	283.03	286.58	280.18	283.78	516100

Fuente: elaboración propia con *Python* mediante datos de *Bloomberg* y *Yahoo Finance*

- Tras la ejecución del algoritmo, se muestra en pantalla el siguiente resumen informativo con las estadísticas principales. Se trata de un resumen de la estrategia de trading contenida en el modelo programado con los datos de ODFL como *input*.

Ilustración 10: ejemplo del resumen tras la aplicación del trading algorítmico

```

Start                2000-01-03 00:00:00
End                  2020-03-30 00:00:00
Duration             7392 days 00:00:00
Exposure Time [%]   40.318146
Equity Final [$]    431525.0
Equity Peak [$]     464422.88
Return [%]          4215.25
Buy & Hold Return [%] 13503.030303
Return (Ann.) [%]   20.480138
Volatility (Ann.) [%] 35.720213
Sharpe Ratio        0.573349
Sortino Ratio       1.103051
Calmar Ratio        0.679169
Max. Drawdown [%]  -30.154686
Avg. Drawdown [%]  -5.928877
Max. Drawdown Duration 1051 days 00:00:00
Avg. Drawdown Duration  51 days 00:00:00
# Trades            55
Win Rate [%]        80.0
Best Trade [%]      35.871404
Worst Trade [%]    -11.611374
Avg. Trade [%]      7.085238
Max. Trade Duration 120 days 00:00:00
Avg. Trade Duration  53 days 00:00:00
Profit Factor        6.9492
Expectancy [%]      7.545941
SQN                  3.470871
_strategy           BBands
_equity_curve       E...
_trades             Size Entry...
dtype: object

```

Fuente: elaboración propia con *Python* mediante datos de *Bloomberg* y *Yahoo Finance*

Se aprecian diferentes puntos. Por la limitación espacial, el trabajo se centra en:

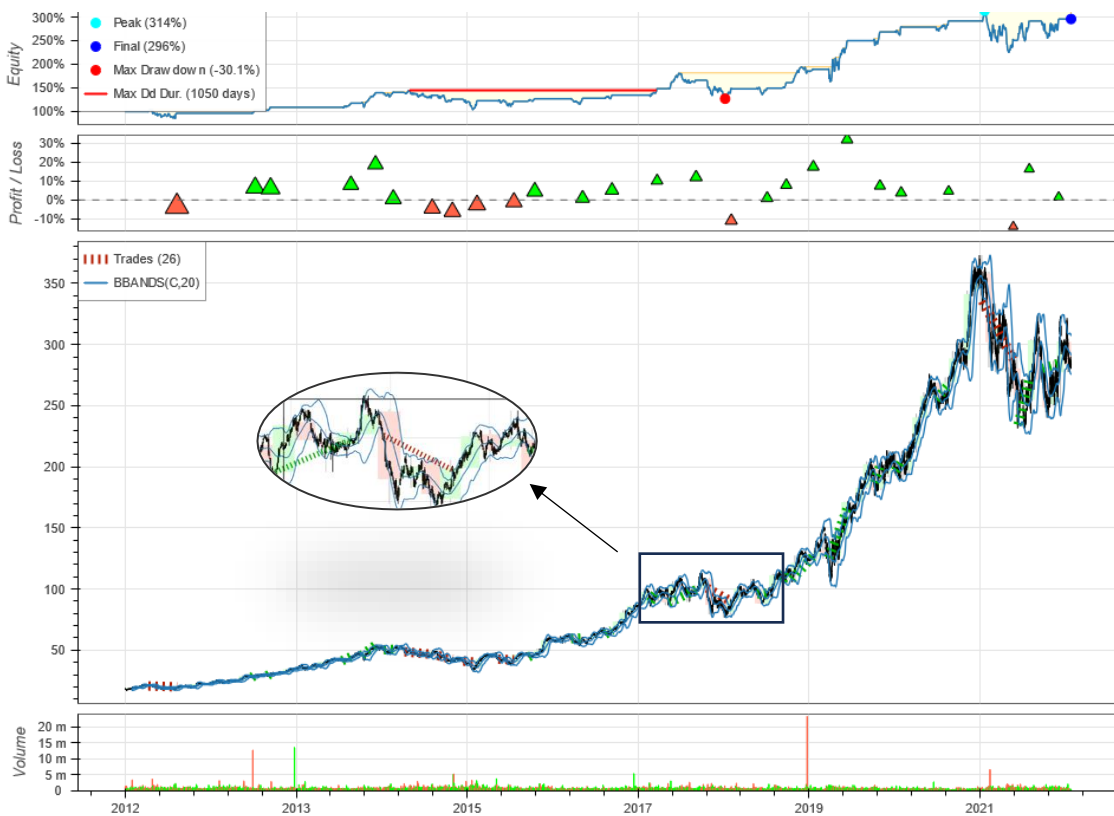
- **Return [%]:** se refiere a la rentabilidad de la estrategia de *trading*.
- **Buy & Hold Return [%]:** se refiere a la rentabilidad de haber comprado al inicio del período y haber mantenido la inversión hasta el final del mismo.
- **Return (Ann.) [%]:** se refiere a la rentabilidad anual de la inversión.
- **Volatility (Ann.) [%]:** se refiere a la volatilidad anual de la inversión.
- **Sharpe Ratio:** se trata del Ratio de Sharpe, el cual se formula como 
$$\frac{\text{Rentabilidad cartera} - \text{Prima libre de riesgo}}{\text{Desviación típica de los excesos de rentabilidades}}$$
 ([Sharpe, W. F., 1998](#))
- **Trades:** hace referencia al número operaciones.
- **Win Rate [%]:** hace referencia al porcentaje de ganancias mediante la estrategia.



- **Profit Factor:** hace referencia a la ratio que refleja las ganancias por cada unidad de pérdida. Se calcula como  $\frac{\text{Beneficio Bruto}}{\text{Pérdida Bruta}}$  (Folger, J., 2022).

Tras la presentación de los datos numéricos, el modelo programado genera diferentes gráficas que muestran el comportamiento de la serie y de la estrategia a lo largo del tiempo. Para cada valor estudiado, el *output* gráfico es el siguiente:

Ilustración 11: ejemplo del resumen gráfico de la estrategia tras el trading algorítmico



Fuente: elaboración propia con *Python* mediante datos de *Bloomberg* y *Yahoo Finance*

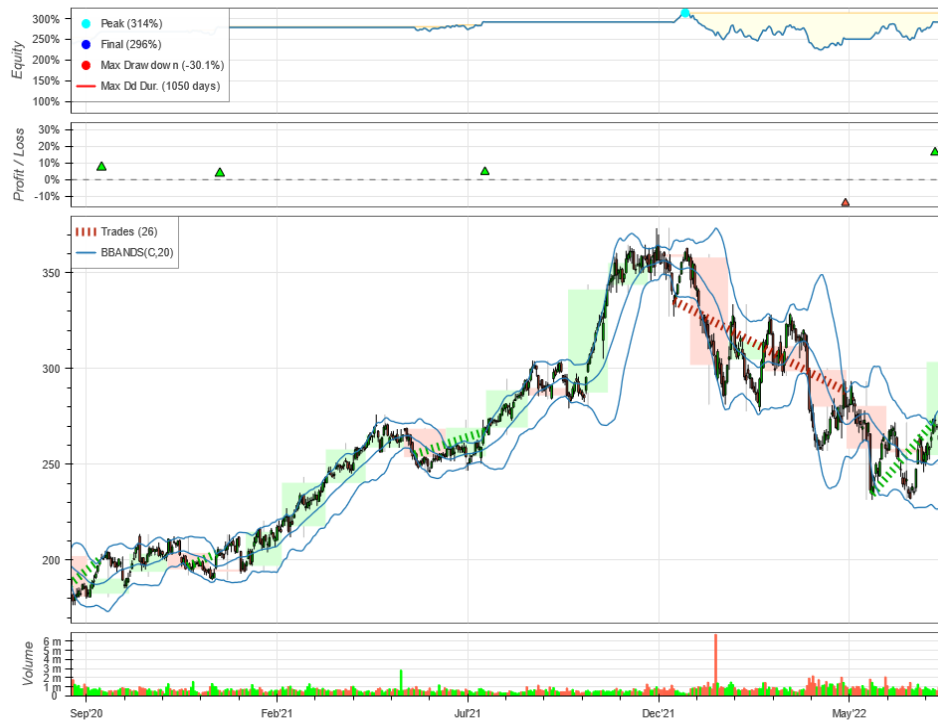
De abajo a arriba, se observa en primer lugar la gráfica referente al volumen. La gráfica de barras se acompaña del color verde o rojo en función de las subidas o bajadas del precio. La siguiente gráfica es la de precios junto a la representación del indicador técnico empleado (en el ejemplo son Bandas de Bollinger). En el *zoom* realizado sobre la serie se observa la presencia de rectas formadas por pequeños rectángulos verdes y rojos consecutivos. Su inicio y su fin reflejan los momentos de inversión y desinversión en el valor. El color de los rectángulos es verde o rojo en función de si la rentabilidad de la inversión es positiva o negativa. No se dan a lo largo de todo el horizonte temporal, sino

que únicamente en los momentos donde se está invertido. La tercera sección del gráfico refleja los momentos de cierre o desinversión. Los triángulos reflejan el momento de salida y la correspondiente pérdida o ganancia en función del color. El color verde indica beneficios tras la operación, mientras que el rojo equivale a pérdidas. La última gráfica hace referencia a las variaciones (%) en el precio del valor. El precio de compra es el que se emplea como referencia y representa el 100% del valor. Esta cifra aumenta o se reduce en función del signo de variaciones

Las gráficas son interactivas y permiten desplazarse a lo largo del horizonte temporal, pudiendo incluso focalizarse en un período temporal concreto. Para una mayor comprensión, a continuación se muestra la estructura de gráficas para cada indicador técnico de *market timing* empleado:

### Bandas de Bollinger:

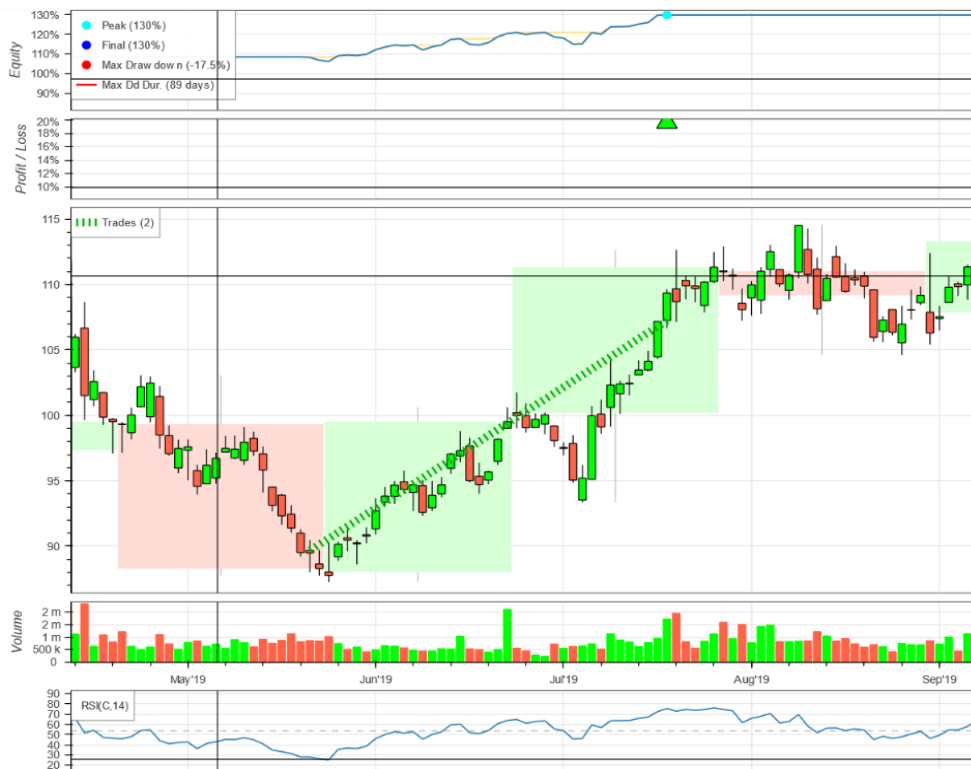
Ilustración 12: ejemplo del resumen gráfico de la estrategia con las Bandas de Bollinger



Fuente: elaboración propia con *Python* mediante datos de *Bloomberg* y *Yahoo Finance*

## Relative Strength Index (RSI)

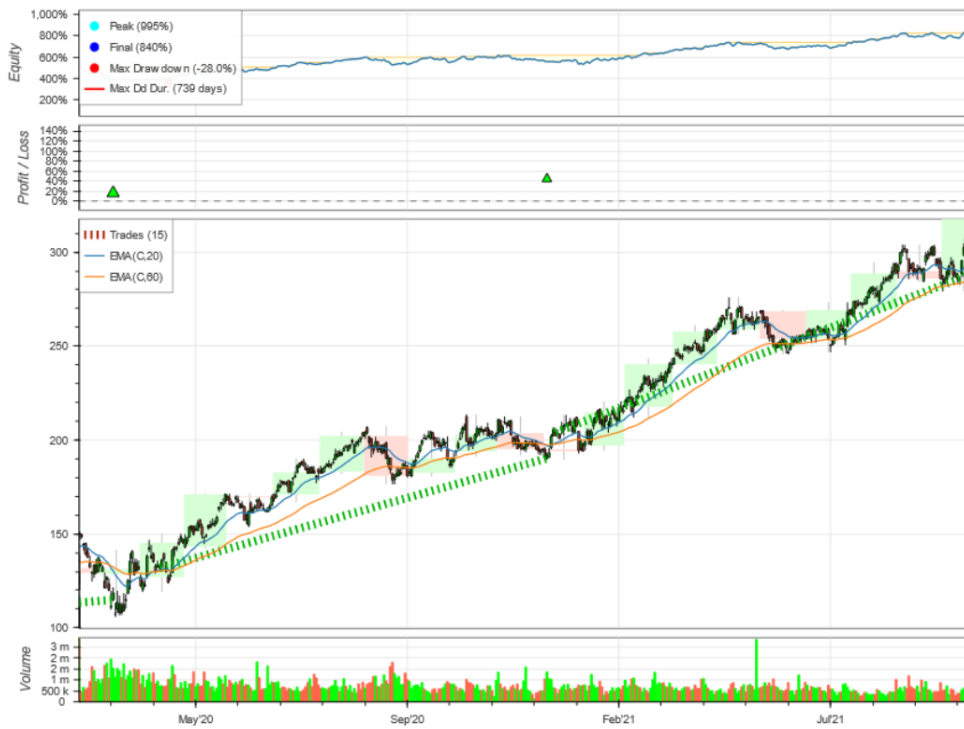
Ilustración 13: ejemplo del resumen gráfico de la estrategia con el RSI



Fuente: elaboración propia con *Python* mediante datos de *Bloomberg* y *Yahoo Finance*

## Medias Móviles (simples / exponenciales)

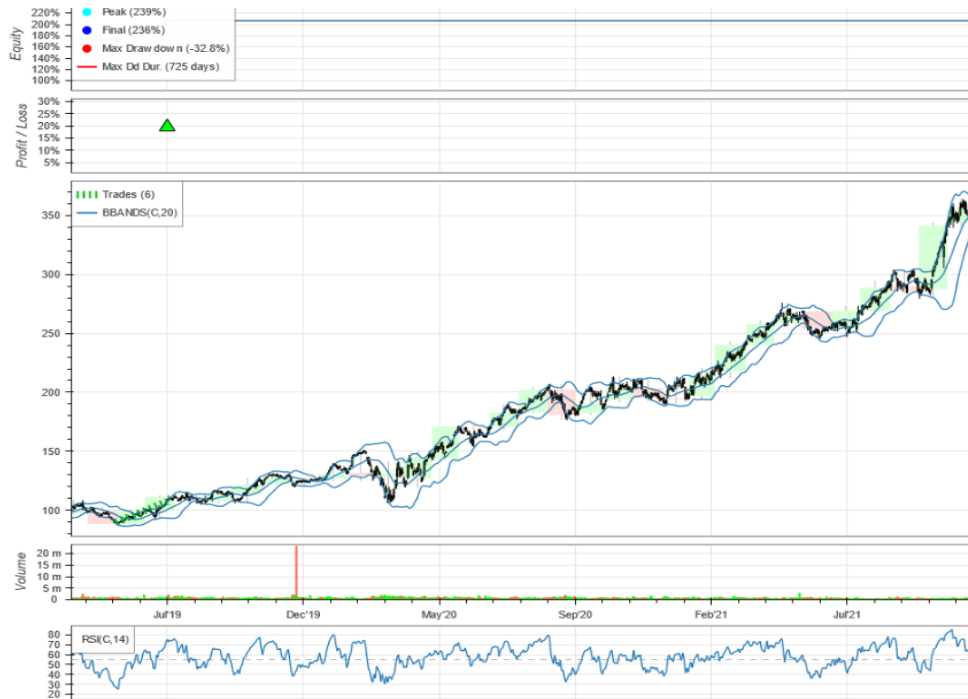
Ilustración 14: ejemplo del resumen gráfico de la estrategia con medias móviles



Fuente: elaboración propia con *Python* mediante datos de *Bloomberg* y *Yahoo Finance*

## Relative Strength Index + Bandas de Bollinger

Ilustración 15: ejemplo del resumen gráfico de la estrategia con RSI y Bandas de Bollinger



Fuente: elaboración propia con *Python* mediante datos de *Bloomberg* y *Yahoo Finance*

## Medias móviles (simple / exponencial) + Bandas de Bollinger

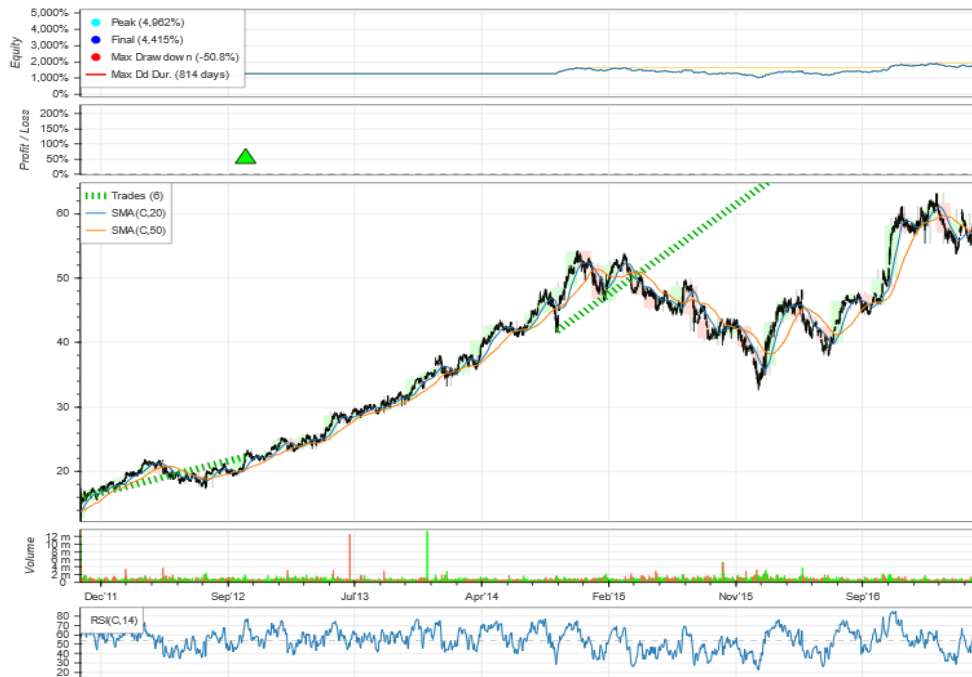
Ilustración 16: ejemplo del resumen gráfico de la estrategia con Bandas de Bollinger y medias móviles



Fuente: elaboración propia con *Python* mediante datos de *Bloomberg* y *Yahoo Finance*

## Medias móviles (simple / exponencial) + RSI

Ilustración 17: ejemplo del resumen gráfico de la estrategia con medias móviles y RSI



Fuente: elaboración propia con *Python* mediante datos de *Bloomberg* y *Yahoo Finance*

### 2.4.3 Resultados del *backtesting*

En el siguiente apartado se muestran los resultados tras el *backtesting* para las estrategias diseñadas. Se comparan, a posteriori, con el *benchmark* del mercado. El *backtesting* se aplica sobre datos pasados. Se toman datos desde el año 2000 hasta el final de 2022. Estos son los resultados medios:

Ilustración 18: resumen de los resultados medios del estudio

	Return %	Buy & Hold Return %	Return % (anual)	Volatility % (anual)	Ratio (media returns / media buy&hold returns)	Sharpe Ratio	Profit Factor	Win Rate %	Trades
<b>Bandas de Bollinger</b>	956.467387	3621.718799	8.422475	28.446166	0.264092	0.322123	2.854649	74.78225	60.666667
<b>RSI</b>	402.848023	3621.718799	6.617095	26.781557	0.111231	0.271589	9.870287	79.644555	18.366667
<b>SMA</b>	719.99453	3621.718799	6.356532	25.880214	0.198799	0.245362	2.252554	46.530084	50.7
<b>EMA</b>	689.974483	3621.718799	7.593944	26.259809	0.19051	0.288298	2.819586	41.440012	44.5
<b>Bandas Bollinger + RSI</b>	384.077333	3621.718799	6.884928	26.507575	0.106048	0.28076	9.817076	80.45688	16.166667
<b>Bandas Bollinger + SMA</b>	1010.763613	3621.718799	7.793956	28.374626	0.279084	0.284158	3.701819	70.447766	35.033333
<b>Bandas Bollinger + EMA</b>	1244.735087	3621.718799	8.07499	29.210075	0.343686	0.293964	5.888876	65.33723	23.833333
<b>RSI + SMA</b>	548.3953	3621.718799	6.18403	24.914451	0.151419	0.244246	902.982758	78.594998	4.933333
<b>RSI + EMA</b>	886.061217	3621.718799	7.923873	26.119276	0.244652	0.293989	108.096087	77.055556	2.9

Fuente: elaboración propia con *Python* mediante datos de *Bloomberg* y *Yahoo Finance*

En cuanto a retornos se refiere, todas las estrategias superan, en media, el *benchmark* del *S&P 500*, cuyo valor es de +163,84% (calculado en *python*). Sin embargo, ninguna supera la rentabilidad de la estrategia *Buy & Hold*. Esto implica que cualquiera de las estrategias estudiadas aporta mayor rentabilidad que la inversión en el índice, pero se ven superadas por el rendimiento ofrecido tras el mantenimiento indefinido de los valores durante el periodo temporal analizado.

Las estrategias mediante los diferentes indicadores técnicos empleados ofrecen resultados diversos. Entre las técnicas individuales, la que mejor rendimiento ofrece es la de las Bandas de Bollinger, con un retorno total medio del +956,5% para el periodo estudiado. Tras esta aparecen las medias móviles (+720% y +690%) y, en última instancia, el *RSI* (402,8%). La combinación de técnicas mejora las rentabilidades. Las Bandas de Bollinger destacan de nuevo, aunque en este caso acompañadas de medias móviles exponenciales. El retorno para este caso asciende a +1244,7%. Estos dos indicadores son los que mejor funcionan para este horizonte temporal. El resto de las combinaciones aumentan las rentabilidades individuales, aunque con dos excepciones. Se trata del *RSI* en combinación con Bandas de Bollinger y media móvil simple. El *RSI* sale beneficiado de la combinación, a diferencia de los otros dos.

Incorporando la volatilidad en la ecuación, el *Sharpe Ratio* es la medida oportuna para el análisis. Ofrece un resultado que considera tanto la rentabilidad como el riesgo ([Sharpe, W.F., 1998](#)). Según esta ratio, la estrategia que presenta mejores cifras no coincide con el indicador o suma de indicadores que mejores retornos ofrece. En este caso, las Bandas de Bollinger empleadas de manera individual son las que presentan el mejor balance entre rentabilidad y riesgo, con un *Sharpe Ratio* de 0,32. A excepción de la media móvil simple junto al *RSI*, que presenta el valor más bajo con 0,24, el resto de los resultados oscilan entre 0,25 y 0,3.

El *win rate* refleja el porcentaje de operaciones realizadas que terminan en beneficios. La estadística y la lógica proponen que un *win rate* superior al 50% es positivo. Sin embargo, un valor inferior a este baremo no implica mayores pérdidas totales, al igual que un valor superior tampoco asegura mayor rentabilidad total. Esto es así ya que al componente de beneficio o pérdida en la operación hay que sumarle la magnitud de esa ganancia o pérdida. Los datos obtenidos del *backtesting* apuntan, en general, a un mayor porcentaje

de operaciones ganadoras, ya que casi todos los valores superan el 50%. Sin embargo, coincide que las dos medias móviles empleadas de manera individual presentan valores inferiores al 50%. Según los datos, a pesar de esta situación, todas las estrategias empleadas son rentables. La medida que corrobora dicha afirmación es el *Profit Factor*.

El *Profit Factor*, como se ha detallado en la teoría, es el cociente cuyo numerador refleja los beneficios brutos y denominador contiene las pérdidas brutas. Al ser todos sus valores mayores que uno, se garantiza la rentabilidad. Por tanto, aunque el *win rate* fuera inferior al 50% mediante el empleo individual de medias móviles, en magnitud, las ganancias fueron superiores a las pérdidas, aunque en número de ocurrencias estas últimas fueran superiores. Entre los valores de *Profit Factor*, destacan sobre todo los que combinan *RSI* y medias móviles.

Por último, es interesante la información acerca del número de veces que se opera para cada estrategia. Las estrategias que emplean una única técnica presentan un mayor número de *trades*. La estrategia de Bandas de Bollinger es la que más veces opera con una media de 60,7 operaciones. El *RSI* presenta la situación opuesta, con 18,4 operaciones de media. En cuanto a la combinación de técnicas, los resultados presentan contraste. Mientras que las estrategias que incluyen Bandas de Bollinger ofrecen medias de 16,17, 35,0 y 23,8 operaciones. Aquellas que involucran al *RSI* se limitan a 4,9 y 2,9 operaciones de media. Estas últimas, a pesar del bajo número de operaciones, son las que mejor *Profit Factor* y *win rate* presentan.

Aunque no todas las estrategias ofrezcan un *win rate* superior a 50%, todas son rentables ya que el *Profit Factor* es siempre superior a uno. En este sentido, la combinación de técnicas que mejores resultados ofrece es la suma de *RSI* y medias móviles. Los reseñables resultados vienen derivados de las pocas operaciones realizadas.

En resumen, se aprecia que los resultados varían en función de la medida o *KPI* (*Key Performance Indicator*) que se emplee. El presente trabajo se centra especialmente en la comparación de rentabilidades, por lo que la medida protagonista es la rentabilidad. Todas las estrategias mejoran, en media, el rendimiento general del *S&P 500* para el período temporal que va desde principios de siglo hasta el final del año 2022. Sin embargo, la opción del *Buy & Hold*, en media, supera a todas las estrategias planteadas. Para los valores extraídos tras el análisis fundamental, es más rentable comprar y aguantar la

inversión a largo plazo, que ir operando en función de los indicadores técnicos. Estos resultados refuerzan la efectividad del análisis fundamental. Según lo analizado en el presente trabajo, puede constatar que, a grandes rasgos y en el largo plazo, para valores de inversión fundamentalmente buenos, el análisis técnico perjudica más que aporta, aun proveyendo rentabilidades superiores a la del mercado. Cabe mencionar que el modo de empleo de indicadores y técnicas empleadas en el trabajo es el generalizado por la literatura científica, pero estos indicadores pueden modificarse a gusto del inversor alcanzando la complejidad deseada.

El *Buy & Hold* se muestra como buena estrategia para la inversión en valores fundamentalmente buenos. Sin embargo, no siempre los resultados son óptimos. El uso de los indicadores técnicos modera el riesgo, aunque sacrifiquen rentabilidad. Los indicadores técnicos aportan información complementaria al estudio fundamental. De cuanto más información se disponga, sin llegar a la saturación, mejor se planteará la inversión.

Como se detalla en este trabajo, el año 2022 es un año duro para los mercados debido a la incertidumbre y grandes bajadas en los índices. Según los datos empleados, el *S&P 500* obtuvo una rentabilidad negativa del -19,95%. Si se aplican al 2022 las estrategias previamente planteadas, los resultados son los siguientes:

Ilustración 19: resumen resultados medios del año 2022

	Return %	Buy & Hold Return %	Return % (anual)	Volatility % (anual)	Ratio (media returns / media buy&hold returns)	Sharpe Ratio	Profit Factor	Win Rate %	Trades
Bandas de Bollinger	-1.07812	-16.498215	-1.078346	25.36894	0.065348	0.203311	2.269334	51.555556	2.833333
RSI	-4.441273	-16.498215	-4.450547	25.739479	0.269197	0.227157	0.611724	35.057471	1.233333
SMA	-15.31326	-16.498215	-15.36577	14.253974	0.928177	0.027489	0.240754	19.166667	2.8
EMA	-11.143747	-16.498215	-11.183472	13.36387	0.675462	0.03349	0.163729	22.333333	2.433333
Bandas Bollinger + RSI	1.90131	-16.498215	1.914515	19.485863	-0.115243	0.379007	0.0	65.384615	0.933333
Bandas Bollinger + SMA	-5.174567	-16.498215	-5.192005	16.900732	0.313644	0.122283	1.668146	38.095238	1.6
Bandas Bollinger + EMA	-5.42467	-16.498215	-5.443785	14.798101	0.328803	0.049794	0.22941	28.0	1.233333
RSI + SMA	2.361213	-16.498215	2.373203	8.07621	-0.143119	0.336511	0.0	55.555556	0.3
RSI + EMA	-0.0979	-16.498215	-0.098288	2.299381	0.005934	0.0	0.0	0.0	0.1

Fuente: elaboración propia con *Python* mediante datos de *Bloomberg* y *Yahoo Finance*

En este caso, a excepción de las estrategias que combinan *RSI* con medias móviles simples y Bandas de Bollinger, el resto ofrece rentabilidades negativas. Sin embargo, aun siendo negativas, todas ellas son menores en valor absoluto que la rentabilidad media de la



estrategia *Buy & Hold* y que el *benchmark* del mercado (-19,9 %). Esta tesitura refleja la situación planteada en la introducción del trabajo. Ante situaciones de crisis e incertidumbre, unas buenas cifras fundamentales pueden no ser suficientes. En este caso, el análisis técnico complementa al fundamental, y no solo reduce las posibles pérdidas, sino que ciertas combinaciones como la de Bandas de Bollinger y medias móviles simples junto al *RSI* ofrecen rentabilidad positiva.

### 3. Conclusiones

La posibilidad de batir al mercado a largo plazo existe y queda demostrado mediante los resultados obtenidos. La metodología de inversión *Top-Down*, complementada por las técnicas de *market timing* y análisis fundamental, prueba ofrecer mejor rentabilidad que el *benchmark* (*S&P 500*). Sin embargo, las estrategias propuestas por la metodología *Top-Down* no ofrecen las rentabilidades máximas.

El análisis fundamental (Altman y Piotroski) empleado individualmente, y mediante la estrategia *Buy & Hold*, ofrece a largo plazo las rentabilidades más altas. Si se llevan a cabo estrategias *Buy & Hold* guiadas únicamente por el estudio fundamental, se obtienen mayores rentabilidades que mediante la combinación con indicadores técnicos. Los resultados ofrecidos por la combinación de análisis, aun superando al *benchmark*, son inferiores.

El *S&P 500*, en el largo plazo, se acompaña de crecimiento. Sin embargo, en la tendencia alcista general hay momentos de altibajos. El año 2022 es un ejemplo de ello. Para estos periodos de mayor incertidumbre, la combinación de análisis ofrece mejores resultados respecto al resto de opciones. Proporciona resultados positivos ante la rentabilidad negativa del índice. Las estrategias suponen, por tanto, una buena cobertura ante tiempos de recesión o incertidumbre. Minimiza la afectación del riesgo no diversificable. Además, los datos macroeconómicos estudiados reflejan la futura llegada de una recesión, por lo que aumenta el valor de las estrategias planteadas y de la metodología *Top-Down* junto al análisis fundamental (Altman y Piotroski).

En cuanto a las hipótesis planteadas, se acepta la posibilidad de superar el rendimiento del mercado, por lo que se rechaza la Hipótesis del Mercado Eficiente. El empleo individual del análisis fundamental, al menos mediante los criterios de Altman y Piotroski, ofrece resultados positivos en el largo plazo. Sin embargo, ante períodos de crisis y de la llegada de riesgo no diversificable (más en el corto plazo), la rentabilidad se torna negativa. En este último caso, el análisis fundamental se ve limitado. En cuanto a los análisis técnicos y de *market timing*, en el largo plazo disminuyen la rentabilidad de la inversión bajo análisis fundamental, pero también disminuyen el riesgo. Además, sus resultados en combinación con el análisis fundamental son superiores al *benchmark*, por lo que no puede descartarse su validez y se acepta la hipótesis planteada.

En conclusión, es posible batir al mercado. La combinación de análisis fundamental y técnico permite esta superación. Es la estrategia inversora más sólida, ya que se adapta a todo tipo de circunstancias. En el largo plazo, a pesar de no presentar los máximos retornos, sigue ofreciendo rentabilidades superiores al *benchmark*. En el corto plazo, ante la llegada de posibles recesiones y épocas con incertidumbre, también ofrece combinaciones ganadoras que presentan rentabilidad positiva ante la tendencia negativa y global del mercado. Se plantea como una opción de inversión real en los mercados de renta variable.

## 4. Bibliografía

- Achelis, S.B. (1996). *Technical Analysis From A to Z. McGraw Hill*, 184-185.
- Arestis, P., Demetriades, P. O., y Luintel, K. B. (2001). Financial development and economic growth: the role of stock markets. *Journal of money, credit and banking*, 16-41.
- Morosan, A. (2011). The relative strength index revisited. *African Journal of Business Management*, 5(14): 5855-5862.
- Alam, G.M., Hoque, K.E. y Oloruntegbe, K.O. (2010). Quest for a better operation system in Education: Privatization, Teacher Educationalization or Voucherilization: glimpsing from consumer and product perspectives. *African Journal of Business Management*, 4(6): 1202-1214.
- Altman, E. I. (1968). Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *The journal of finance*, 23(4): 589-609.
- Altman, E. I., Haldeman, R. y Narayanan, P. (1977). Zeta Analysis: A New Model to Identify Bankruptcy Risk of Corporations. *Journal of Banking & Finance*.
- Altman, E. I., Iwanicz-Drozdowska, M., Laitinen, E. K. y Suvas, A. (2017). Financial distress prediction in an international context: A review and empirical analysis of Altman's Z-score model. *Journal of International Financial Management & Accounting*, 28(2): 131-171.
- Austin, M., Bates, G., Dempster, M., Leemans, V. y Williams, S. (2004). Adaptive systems for foreign exchange trading. *Quantitative Finance*, 4(4): 35-47.
- Beaver, W. H. (1966). Financial ratios as predictors of failure. *Journal of accounting research*: 71-111.
- Benjelloun, H. (2010). Evans and Archer—forty years later. *Investment Management and Financial Innovations*, 7(1), 98-104.
- Bentes, S. y Navas, R. (2013). The fundamental analysis: an overview. *International Journal of Latest Trends in Finance & Economic Sciences*, 3: 389-393.

- Bermejo, R. (2019). Cómo detectar y cubrir el riesgo no diversificable mediante técnicas de market timing: Monitorización del Ciclo Económico en EE.UU. y su traslación a la renta variable. *Traders´*. <https://www.traders-mag.es/ebook/2019/10/TradersMagazine2019/assets/common/downloads/publication.pdf>
- Bermejo, R. (2021). *Factor Investing, ESG metrics and Market Timing rules* [Tesis doctoral, Facultad de Ciencias Económicas y Empresariales Universidad Pontificia Comillas]. Repositorio de la Universidad Pontificia Comillas. Madrid. <https://repositorio.comillas.edu/xmlui/handle/11531/66486>
- Bessembinder, H. y Chan, K. (1998). Market efficiency and the returns to technical analysis. *Financial Management*, 27: 5–17.
- Bhide, A. (1993). The hidden costs of stock market liquidity. *Journal of financial economics*, 34(1): 31-51.
- Bobasu, A. y Gareis, J. (2022). The impact of higher energy prices on services and goods consumption in the euro area. *European Central Bank Economic Bulletin*, 8: 60-63. <https://www.ecb.europa.eu/pub/pdf/ecbu/eb202208.en.pdf>
- Bond, P., Edmans, A. y Goldstein, I. (2012). The real effects of financial markets. *Annual Review of Financial Economics*, 4(1): 339-360.
- Bollinger, J. (1992). Using Bollinger bands. *Stocks & Commodities*, 10(2): 47-51.
- Bollinger, J. (2002). *Bollinger on Bollinger bands*, New York: McGraw-Hill.
- Borges, B., Goldstein, G., D., Ortmann, A. y Gigerenzer, G. (1999). *Simple Heuristics That Make Us Smart*. Gigerenzer, G., M. Todd, P. & ABC Research Group (Editores), Oxford University Press: 59-60.
- Brandt, M. W., Goyal, A., Santa-Clara, P. y Stroud, J. R. (2005). A simulation approach to dynamic portfolio choice with an application to learning about return predictability. *The Review of Financial Studies*, 18(3): 831-873.
- Buffet, W. (2022). Letter to shareholders. *Berkshire Hathaway Inc.* <https://www.berkshirehathaway.com/letters/2022ltr.pdf>

- Burton, E. T. y Shah, S. N. (2013). *Behavioral finance: understanding the social, cognitive, and economic debates*. John Wiley & Sons, 854.
- Campbell, J. Y., Hilscher, J. y Szilagyi, J. (2008). In search of distress risk. *The Journal of finance*, 63(6): 2899-2939.
- Campbell, J. Y., Lo, A. W., MacKinlay, A. C. y Whitelaw, R. F. (1998). The econometrics of financial markets. *Macroeconomic Dynamics*, 2(4), 559-562.
- Campbell, J.Y., M. Lettau, B.G. Malkiel y Y. Xu. (2001). Have individual stocks become more volatile? An empirical exploration of idiosyncratic risk. *Journal of Finance*, 56: 1-43.
- Cascaldi-Garcia, D., Musa, O. y Saijid, Z. (2023, 13 de enero). Drivers of Post-pandemic Inflation in Selected Advanced Economies and Implications for the Outlook. *Board of Governors of the Federal Reserve System: FEDS Notes*. <https://www.federalreserve.gov/econres/notes/feds-notes/drivers-of-post-pandemic-inflation-in-selected-advanced-economies-and-implications-for-the-outlook-20230113.html>
- Cavallo, A. (2021). Inflation dynamics during COVID-19. *NBER Reporter*, (3), 8-11.
- Cecchetti, S.G., Feroli, M.E., Hooper, P., Mishkin, F.S. y Schoenholtz, K.L. (2023, 24 de febrero). *Managing Disinflations* [Comunicación en congreso]. U.S. Monetary Policy Forum, Nueva York. <https://www.chicagobooth.edu/research/igm/events-forums/2023-us-monetary-policy-forum>
- Celli, M. (2015). Can Z-score model predict listed companies' failures in Italy? An empirical test. *International Journal of Business and Management*, 10(3): 57.
- Chau, F., Deesomsak, R. y Koutmos, D. (2016). Does investor sentiment really matter? *International Review of Financial Analysis*, 48, 221-232.
- Chen, S. S. (2009). Predicting the bear stock market: Macroeconomic variables as leading indicators. *Journal of Banking & Finance*, 33(2), 211-223.
- Chiaie, S.D., Ferrara, L. y Giannone, D. (2017). Common factors of commodity prices. *European Central Bank Working Paper Series*. <https://www.ecb.europa.eu/pub/pdf/scpwps/ecb.wp2112.en.pdf>

- Choi, N.Y. y R.W. Sias. (2012). Why does financial strength forecast stock returns? Evidence from subsequent demand by institutional investors. *Review of Financial Studies*, 25 (5): 1550–1587.
- Cherry, L. (2022, 8 de julio). Why the Euro Has Tumbled to Parity Against the Dollar. *Bloomberg News*. <https://www.bloomberg.com/news/articles/2022-07-08/why-the-euro-has-tumbled-near-parity-to-the-us-dollar-quicktake#xj4y7vzkg>
- Chudson, W. A. (1945). *The pattern of corporate financial structure: A cross-section view of manufacturing, mining, trade, and construction, 1937*. National Bureau of Economic Research.
- CFA Program Curriculum 2022: Level I, Volume 1. (2022). *Reading 7: Economic Growth*. CFA Institute.
- CFA Program Curriculum 2022: Level I, Volume 1. (2022). *Reading 11: Understanding Business Cycles*. CFA Institute.
- CFA Program Curriculum 2022: Level I, Volume 1. (2022). *Reading 20: Financial Analysis Techniques*. CFA Institute.
- CFA Program Curriculum 2022: Level I, Volume 1. (2022). *Reading 28: The Term Structure and Interest Rate Dynamics*. CFA Institute.
- CFA Program Curriculum 2022: Level I, Volume 1. (2022). *Reading 35: Market Efficiency*. CFA Institute.
- CFA Program Curriculum 2022: Level I, Volume 1. (2022). *Reading 40: Fixed-Income Markets*. CFA Institute.
- CFA Program Curriculum 2022: Level I, Volume 1. (2022). *Reading 50: Portfolio Risk and Return: Part II*. CFA Institute.
- CFA Program Curriculum 2022: Level I, Volume 1. (2022). *Reading 52: The Behavioural Biases of Individuals*. CFA Institute.
- CFA Program Curriculum 2022: Level I, Volume 1. (2022). *Reading 54: Technical Analysis* CFA Institute.
- CFA Program Curriculum 2022: Level III, Volumes 1-6. (2022). *Reading 18: Active Equity Investing: Portfolio Construction Learning Outcomes*. CFA Institute.

- CFA Program Curriculum 2022: Level III, Volumes 1-6. (2022). *Reading 41: Backtesting and Simulation*. CFA Institute.
- Comincioli, B. (1995). The stock market as a leading economic indicator: An application of Granger causality. *Honors Projects. Paper, 54*.
- Crescenzi, A. (2008). *Investing From the Top Down: A Macro Approach to Capital Markets*. McGraw-Hill Finance & Investing, 1-2.
- Dandago, K. I. y Baba, B. U. (2014). The use of multi-discriminant analysis for the prediction of corporate bankruptcy in Malaysian textile industry. *Journal of Business and Economics*, 5(6): 813-822.
- De Soyres, F., Santacreu, A.M. y Young, H. (2022). Fiscal policy and excess inflation during Covid-19: a cross-country view. *Board of Governors of the Federal Reserve System: FEDS Notes*. <https://www.federalreserve.gov/econres/notes/feds-notes/fiscal-policy-and-excess-inflation-during-covid-19-a-cross-country-view-20220715.html>
- Dempster, M. y Jones, C. (2001). A real-time adaptive trading system using genetic programming. *Quantitative Finance*, 1(4): 397-413.
- Di Bella, G., Flanagan, M., Foda, K., Maslova, S., Pienkowski, A., Stuermer, M. y Toscani, F. (2022). *Natural Gas in Europe: The Potential Impact of Disruptions to Supply*. International Monetary Fund.
- Darvas, Z. y Martins, C. (2022). The impact of the Ukraine crisis on international trade. Working Paper 20/2022, *Bruegel*.
- Dichev, I. D. (1998). Is the risk of bankruptcy a systematic risk? *The Journal of Finance*, 53(3): 1131-1147.
- Dimensional (2022). *Matrix Book 2022*. [https://static1.squarespace.com/static/5a29de13e5dd5b5fb7021e6c/t/62870fac4a7f90402dc03313/1653018551921/us\\_matrix-book-2022.pdf](https://static1.squarespace.com/static/5a29de13e5dd5b5fb7021e6c/t/62870fac4a7f90402dc03313/1653018551921/us_matrix-book-2022.pdf)
- Donchian, R.D. (1960). High finance in copper. *Financial Analysts Journal*: 133–142.
- Droke, C. (2001). *Moving Averages Simplified*. Marketplace Books.
- Edwards, R. D., Magee, J. y Bassetti, W. C. (2018). *Technical analysis of stock trends*. CRC press.



- Elton, E. J. y Gruber, M. J. (1977). Risk reduction and portfolio size: An analytical solution. *The Journal of Business*, 50(4): 415-437.
- Estrella, A. y Mishkin, F. S. (1998). Predicting US recessions: Financial variables as leading indicators. *Review of Economics and Statistics*, 80(1), 45-61.
- European Central Bank (ECB). (2004). *Convergencia económica, heterogeneidad y política monetaria en una zona del euro ampliada*. <https://www.ecb.europa.eu/press/key/date/2004/html/sp040729.es.html>
- European Central Bank (ECB). (2012). *ECB Monthly Bulletin: Economic and monetary Developments*, 47-50. [https://www.ecb.europa.eu/pub/pdf/other/mb201210\\_focus05.en.pdf](https://www.ecb.europa.eu/pub/pdf/other/mb201210_focus05.en.pdf)
- European Central Bank (ECB). (2022). Economic, financial and monetary developments. *Economic Bulletin Issue 4, 2022*. <https://www.ecb.europa.eu/pub/economic-bulletin/html/eb202204.en.html>
- European Commission. (2022, 5 de octubre). China's economic power on uncertain speed. *Competence Centre on Foresight*. [https://knowledge4policy.ec.europa.eu/foresight/chinas-economic-power-uncertain-speed\\_en](https://knowledge4policy.ec.europa.eu/foresight/chinas-economic-power-uncertain-speed_en)
- European Union. (2022). *Facts and figures on the European Union Economy*. [https://european-union.europa.eu/principles-countries-history/key-facts-and-figures/economy\\_en](https://european-union.europa.eu/principles-countries-history/key-facts-and-figures/economy_en)
- Eurostat. (2020). *China, US and EU are the largest economies in the world*. <https://ec.europa.eu/eurostat/web/products-euro-indicators/-/2-19052020-bp>
- Evans, J.L. y S.H. Archer (1968), Diversification and the reduction of dispersion: an empirical analysis, *Journal of Finance*, 23: 761-767.
- Fama E.F. (1965). Random walks in stock market prices. *Financial Analysts*, 21(5): 55-59.
- Fama, E.F. (1970). Efficient capital markets: a review of theory and empirical work. *Journal of Finance*, 25: 383-417.
- Fama, E.F. (1981). Stock returns, real activity inflation and money. *American Economic Review*, 71 (4), 545-565. <https://www.jstor.org/stable/1806180>

- Fama, E.F. y Blume, M.E. (1966). Filter rules and stock market trading. *Journal of Business*, 39: 226–241.
- Fama, E.F. y K.R. French. (2006). Profitability, investment and average returns. *Review of Financial Economics*, 82 (3): 491–518.
- Fang, V. W., Noe, T. H. y Tice, S. (2009). Stock market liquidity and firm value. *Journal of financial Economics*, 94(1): 150-169.
- Federal Reserve. (2022, 14 de diciembre). *Transcript of Chair Powell's Press Conference* [Conferencia de prensa] <https://www.federalreserve.gov/mediacenter/files/FOMCpresconf20221214.pdf>
- Federal Reserve. (2022, 22 de diciembre). *Federal Reserve Press Release* [Comunicado de prensa]. <https://www.federalreserve.gov/monetarypolicy/files/monetary20221214a1.pdf>
- Figuerola Ferretti Garrigues, I. C. (2017). Futures Trading Opportunities: Fundamentally-Oriented and Convergence Trading? Winter 2017, *Global commodities Applied Research Digest (GCARD) the J.P Morgan Center for Commodities*, University of Colorado Denver.
- Folger, J. (2022, 22 de diciembre). *Interpreting a Strategy Performance Report*. Investopedia. <https://www.investopedia.com/articles/fundamental-analysis/10/strategy-performance-reports.asp>
- Frankel, J. (2008). The Effect of Monetary Policy on Real Commodity Prices. *National Bureau of Economic Research Working Paper Series*, 291-327.
- French, K. R. y Poterba, J. M. (1991). Investor diversification and international equity markets. *American Economic Review*, 81: 222-226.
- Friedman, M. (1968). The role of monetary policy. *American Economic Review*, 58 (1), 1–17.
- FTSE Russell. (2018). Top-down or bottom-up. Balancing exposure and diversification in multi-factor index construction. *FTSE Russell*. [https://content.ftserussell.com/sites/default/files/research/top\\_down\\_or\\_bottom\\_up.pdf](https://content.ftserussell.com/sites/default/files/research/top_down_or_bottom_up.pdf)
- Grant, J., Wolf, A. y Yu, S. (2005). Intraday price reversals in the US stock index futures market: a 15-year study. *Journal of Banking & Finance*, 29(5): 1311-1327.

- Gerantonis, N., Vergos, K. y Christopoulos, A. G. (2009). Can Altman Z-score models predict business failures in Greece? *Research Journal of International Studies*, 12(10): 21-28.
- Gorton, G. y Rouwenhorst, K.G. (2006). Facts and fantasies about commodity futures. *Finance Analysts Journal*, 62: 47–68. <http://www.jstor.org/stable/4480744>
- Gourinchas, P. O. (2022). One third of the world economy will likely contract this year or next amid shrinking real incomes and rising prices. *International Monetary Fund Blog*. <https://www.imf.org/en/Blogs/Articles/2022/10/11/policymakers-need-steady-hand-as-storm-clouds-gather-over-global-economy>
- Graham, B. (1970). *El inversor inteligente – Prólogo y apéndices de Warren Buffet, Versión comentada y actualizada por Jason Zweig*, Ediciones Deusto, 4ª ed.
- Griffin, J. M. y Lemmon, M. L. (2002). Book-to-market equity, distress risk, and stock returns. *The Journal of Finance*, 57(5): 2317-2336.
- Hayakawa, K., y Mukunoki, H. (2021). The impact of COVID-19 on international trade: Evidence from the first shock. *Journal of the Japanese and International Economies*, 60, 2-8.
- Hellwig, M. F. (2009). Systemic risk in the financial sector: An analysis of the subprime-mortgage financial crisis. *De Economist*, 157, 129-207.
- Hendricks, D., Kambhu, J., y Mosser, P. (2007). Systemic risk and the financial system. *Federal Reserve Bank of New York Economic Policy Review*, 13(2), 65-80.
- Henrique, B. M., Sobreiro, V. A. y Kimura, H. (2019). Literature review: Machine learning techniques applied to financial market prediction. *Expert Systems with Applications*, 124: 226-251.
- Hou, K., C. Xue y L. Zhang. (2018). Replicating anomalies. *The Review of Financial Studies*. <https://doi.org/10.1093/rfs/hhy131>
- Howard Harper, H. (1926). *The Psychology of Speculations. The Human element in stock market transactions*.
- Hyde, C.E. (2018). The Piotroski F-score: Evidence from Australia. *Accounting & Finance*, 58 (2): 423–444.

- Ibbotson Associates. (2002). *Stocks, Bonds, Bills and Inflation: 2002 Yearbook: Market Results for 1926-2001*. IbbotsonAssociates
- International Energy Agency (IEA). (2022). *Russian supplies to global energy markets*. <https://www.iea.org/reports/russian-supplies-to-global-energy-markets>
- International Energy Agency (IEA). (2022). *A 10-Point Plan to Reduce the European Union's Reliance on Russian Natural Gas*. <https://www.iea.org/reports/a-10-point-plan-to-reduce-the-european-unions-reliance-on-russian-natural-gas>
- International Monetary Fund (IMF). (2022). *IMF Annual Report 2022: crisis upon crisis*. <https://www.imf.org/external/pubs/ft/ar/2022/in-focus/covid-19/>
- International Monetary Fund (IMF). (2022). *People's Republic of China* [Base de Datos]. <https://www.imf.org/external/datamapper/profile/CHN>
- International Monetary Fund (IMF). (2023). *World Economic Outlook Update: Inflation Peaking amid Low Growth*. <https://www.imf.org/en/Publications/WEO/Issues/2023/01/31/world-economic-outlook-update-january-2023>
- Jensen, M.C. y Benington, G.A. (1970). Random walks and technical theories: some additional evidence. *Journal of Finance*, 25: 469–482.
- Johnson N. F., Jefferies, P. y Ming Hui, P. (2010). *Financial Market Complexity*, Oxford Finance Series. <https://doi.org/10.1093/acprof:oso/9780198526650.001.0001>
- Kahn, M.N. y CMT. (2009). *Technical analysis plain and simple: Charting the markets in your language*, Financial Times Prentice Hall, 3ª ed.
- Kannan, P. y Terrones, M. E. (2009). From Recession to Recovery: How Soon and How Strong. En International Monetary Fund (Ed.), *World Economic Outlook*.
- Kang, J. y Pflueger, C. E. (2015). Inflation risk in corporate bonds. *The journal of finance*, 70(1): 115-162
- Khudaykulova, M., Yuanqiong, H. y Khudaykulov, A. (2022). Economic consequences and implications of the Ukraine-Russia war. *International Journal of Management Science and Business Administration*, 8(4): 44-52.

- Kirkpatrick II, C. D. y Dahlquist, J. A. (2010). *Technical analysis: the complete resource for financial market technicians*. FT press.
- Kose, M.A., Lakatos, C., Ohnsorge, F. y Stocker, M. (2017). The Global Role of the U.S. Economy: Linkages, Policies and Spillovers. The World Bank. <https://documents1.worldbank.org/curated/en/649771486479478785/pdf/WPS7962.pdf>
- Lee, J. y Durisin, M. (2022). Why the Black Sea Matters to Commodity Markets. *Bloomberg News*. <https://www.bloomberg.com/news/articles/2022-02-26/why-the-black-sea-matters-to-commodity-markets#xj4y7vzkg>
- Leeds, M. (2012). Bollinger bands thirty years later. *arXiv: Cornell University*
- Leksrisakul, P. y Evans, M. (2005). A model of corporate bankruptcy in Thailand using multiple discriminant analysis. *Journal of Economic & Social Policy*, 10(1): 95-141.
- Leonard, J. (2023, 6 de enero). Biden Praises Lowest Jobless Rate in 50 Years After Strong Report. *Bloomberg News*. <https://www.bloomberg.com/news/articles/2023-01-06/biden-hails-lowest-jobless-rate-in-50-years-after-strong-report#xj4y7vzkg>
- Lento, C., Gradojevic, N. y Wright, C. S. (2007). Investment information content in Bollinger Bands? *Applied Financial Economics Letters*, 3(4): 263-267.
- Li, K. y Mohanram, P. (2019). Fundamental analysis: Combining the search for quality with the search for value. *Contemporary Accounting Research*, 36(3): 1263-1298.
- Li, S. (2007). *The legal environment and risks for foreign investment in China*. Springer Science & Business Media.
- Lifschutz, S. y Jacobi, A. (2010). Predicting bankruptcy: evidence from Israel. *International Journal of Business and Management*, 5(4): 133.
- Lynch, P. y Rothchild, J. (1989). *One Up On Wall Street*. Simon & Shuster, 1ª ed.
- Lukac, L.P., Brorsen, B.W. y Irwin, S.H. (1988). A test of futures market disequilibrium using twelve different technical trading systems. *Applied Economics*, 20: 623–639.
- Markowitz, H. (1952). Portfolio selection. *Journal of Finance*, 7: 77-91
- Marx, W. (2023, 20 de abril). The Nord Stream Explosion Remains an Unsolved Mystery Gripping Europe. *Bloomberg News*. <https://www.bloomberg.com/news/features/2023-04-20/nord-stream-pipeline-explosion-still-a-mystery-months-later#xj4y7vzkg>

- Merwin, C. L. (1942). *Financing small corporations in five manufacturing industries*. NBER Books, 1926–36.
- Masonson, L. N. (2004). *All About Market Timing*. McGraw-Hill. 9-50.
- Miller, L., Zhang, M. y Mullen, C. (2021). F-Scores Show U.S. Outperformance More About Quality Than Memes. *Bloomberg*.
- Mohr, J. H. M. (2012). Utility of Piotroski F-score for predicting growth-stock returns. *MFIE Capital*, 30.
- Muth J. F. (1961). Rational expectations and the theory of price movements. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, 315-335
- National Bureau of Economic Research (2023). *Business Cycle Dating*. <https://www.nber.org/research/business-cycle-dating>
- Ng, C.C.A. y J. Shen. (2016). Screen winners from losers using simple fundamental analysis in the Pacific-Basin stock markets. *Pacific-Basin Finance Journal*, 39: 159–177.
- Nor, S. M., y Wickremasinghe, G. (2014). The profitability of MACD and RSI trading rules in the Australian stock market. *Investment Management and Financial Innovations*, 11(4): 194-199.
- Novy-Marx, R. (2014). Quality investing. *University of Rochester*.
- Ogneva, M., Piotroski, J.D. y Zakolyukina, A.A. (2019). Accounting Fundamentals and Systematic Risk: Corporate Failure over the Business Cycle. *The University of Chicago Booth School of Business*, nº14-31.
- Organisation for Economic Co-operation and Development (OECD). (2022). *The Impacts and Policy Implications of Russia's Aggression against Ukraine on Agricultural Markets*. Oecd Meeting of Agriculture Ministers [Nota de prensa]. <https://www.oecd.org/agriculture/ministerial/documents/The%20Impacts%20and%20Policy%20Implications%20of%20Russias%20Aggression%20against%20Ukraine%20on%20Agricultural%20Markets.pdf>
- Organisation for Economic Co-operation and Development (OECD). (2022). *OECD Economic Outlook, Interim Report March 2023: A Fragile Recovery*. <https://www.oecd.org/economic-outlook/march-2023/>

- Park, C. H. y Irwin, S. H. (2007). What do we know about the profitability of technical analysis? *Journal of Economic Surveys*, 21: 786-826. <https://doi.org/10.1111/j.1467-6419.2007.00519.x>
- Phelps, E.S. (1967). Phillips curves, expectations of inflation, and optimal unemployment over time. *Económica*, 34(3): 254–281.
- Piotroski, J.D. (2000). Value investing: The use of historical financial statement information to separate winners from losers. *Journal of Accounting Research*, 38: 1–41.
- Pla, X. P., López, P. L. y Benito, O. E. (2017). *Comprender la inversión en renta fija a corto y largo plazo*. Profit Editorial.
- Poon, S. H. y Granger, C. W. J. (2003). Forecasting volatility in financial markets: A review. *Journal of economic literature*, 41(2): 478-539.
- Prag, J. (1994). The response of interest rates to unemployment rate announcements: Is there a natural rate of unemployment? *Journal of Macroeconomics*, 16(1): 171-184.
- Pring, M. J. (2002). *Technical analysis explained: The successful investor's guide to spotting investment trends and turning points*. McGraw-Hill Professional.
- Rashid, A. y Abbas, Q. (2011). Predicting Bankruptcy in Pakistan. *Theoretical & Applied Economics*, 18(9).
- Ratcliffe, V. y Mazneva, E. (2022, 6 de junio). Russian Gas Flows Via Nord Stream Link Remain Below Capacity (2). *Bloomberg*.
- Ready, M.J. (2002). Profits from technical trading rules. *Financial Management*, 31: 43–61.
- Roberts, H. V. (1959). Stock-market "patterns" and financial analysis: methodological suggestions. *The Journal of Finance*, 14(1): 1-10.
- Roberts, H. (1967). *Statistical versus Clinical Prediction of the Stock Market CRSP*. University of Chicago.
- Rudebusch, G. D. y Williams, J. C. (2009). Forecasting recessions: the puzzle of the enduring power of the yield curve. *Journal of Business & Economic Statistics*, 27(4), 492- 503.
- Schwab, K. (2023, 2-3 de mayo). *The Growth Summit: Jobs and Opportunity for All*. *World Economic Forum*. Ginebra (Suiza) [Comunicado en congreso] <https://www.weforum.org/events/the-growth-summit-jobs-and-opportunity-for-all-2023>

- Schwager, J. D. (1999). *Getting started in technical analysis*. John Wiley & Sons, vol. 19.
- Securities and Exchange Commission (SEC). (2013). *Investor Bulletin: Interest Rate Risk – When Interest Rates Go Up, Prices of Fixed-Rate Bonds Fall*. [https://www.sec.gov/investor/alerts/ib\\_interestraterisk](https://www.sec.gov/investor/alerts/ib_interestraterisk)
- Sharpe, W. F. (1964). Capital asset prices: A theory of market equilibrium under conditions of risk. *Journal of Finance*, 19: 425-442.
- Sharpe, W. F. (1998). The Sharpe Ratio. *Streetwise—the Best of the Journal of Portfolio Management*, 3, 169-185.
- Shipp, T. y Turnquist, A. (2022). High inflation and rising rates supported value in 2022. LPL Research. <https://www.lpl.com/content/dam/lpl-www/documents/asset-library/weekly-market-commentary-11142022.pdf>
- Selden, G.C. (1912). *Psychology of the Stock Market: Human Impulses Lead To Speculative Disasters*. Cossimo Classics.
- Sewell, M. (2007). Behavioural finance. *University of Cambridge*, 13: 389-293.
- Sink, J. (2023, 10 de febrero). Putin Is Weaponizing Energy With Oil Output Cut, White House Says. *Bloomberg News*. <https://www.bloomberg.com/news/articles/2023-02-10/putin-weaponizing-energy-with-oil-output-cut-white-house-says>
- Smaga, P. (2014). The concept of systemic risk. *Systemic Risk Centre Special Paper*, (5).
- Smales, L. A. (2017). The importance of fear: investor sentiment and stock market returns. *Applied Economics*, 49(34), 3395-3421.
- Statman, M. (1987). How many stocks make a diversified portfolio? *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 22: 353-363.
- Statman, M. (1995). *Behavioural Finance versus Standard Finance*.
- Sullivan, R., Timmermann, A. y White, H. (1999). Data snooping, technical trading rule performance, and the bootstrap. *Journal of Finance*, 54: 1647–1691.
- S&P Global. (2022). SPIVA U.S. Scorecard. *S&P Dow Jones Indices*. <https://www.spglobal.com/spdji/en/documents/spiva/spiva-us-year-end-2022.pdf>



- Tanzi, A. (2023, 19 de mayo). More Than a Dozen US States Boast Best Job Markets in their History. *Bloomberg News*. <https://www.bloomberg.com/news/articles/2023-05-19/unemployment-was-at-historic-lows-in-15-us-states-last-month#xj4y7vzkg>
- Tadeo, M. y Smialek, J. (2018, 4 de abril). Fed's Williams Says Inverted Yield Curve Powerful Recession Sign. *Bloomberg News*. <https://www.bloomberg.com/news/articles/2018-04-17/fed-s-williams-says-inverted-yield-curve-powerful-recession-sign>
- The World Bank. (2022). *GDP (current US\$)* [Base de datos]. [https://data.worldbank.org/indicator/NY.GDP.MKTP.CD?most\\_recent\\_value\\_desc=true](https://data.worldbank.org/indicator/NY.GDP.MKTP.CD?most_recent_value_desc=true)
- The World Bank. (2023, 20 de abril). *The World Bank in China*. <https://www.worldbank.org/en/country/china/overview>
- Tikkanen, J. y J. Äijö. (2018). Does the F-score improve the performance of different value investment strategies in Europe? *Journal of Asset Management*, 19(7): 495–506.
- Toms, C. M. (2011). *The Technical Analysis Method of Moving Average Trading: Rules That Reduce the Number of Losing Trades* [Tesis Doctoral, Newcastle University]. <https://theses.ncl.ac.uk/jspui/handle/10443/1288>
- Turtle, H. J. y K. Wang. (2017). The value in fundamental accounting information. *Journal of Financial Research*, 40 (1): 113–140.
- U.S. Bureau of Economic Analysis. (2023). *Gross Domestic Product*. <https://www.bea.gov/data/gdp/gross-domestic-product>
- U.S. Bureau of Labor Statistics. (2023, 7 de abril). *The Employment Situation – March 2023* [Comunicado de prensa]. <https://www.bls.gov/news.release/pdf/empsit.pdf>
- U.S. Bureau of Labor Statistics. (2023, 6 de mayo). *The Employment Situation – April 2023* [Comunicado de prensa]. <https://www.bls.gov/news.release/pdf/empsit.pdf>
- U.S. Bureau of Labor Statistics. (2023). *Employment, Hours, and Earnings from the Current Employment Statistics survey (National)*. [https://data.bls.gov/timeseries/ces0000000001?output\\_view=net\\_1mth](https://data.bls.gov/timeseries/ces0000000001?output_view=net_1mth)
- U.S. Department of Agriculture. (2022). *Ukraine Agricultural Production and Trade*. <https://www.fas.usda.gov/sites/default/files/2022-04/Ukraine-Factsheet-April2022.pdf>

- U.S. Energy Information Administration (EIA). (2022). *The United States imports more petroleum products than crude oil from Russia*. <https://www.eia.gov/todayinenergy/detail.php?id=51738>
- U.S. Energy Information Administration (EIA). (2022). *U.S. energy facts explained*. <https://www.eia.gov/energyexplained/us-energy-facts/imports-and-exports.php>
- Wagner, J. C., Shellans, S. y Paul, R. (1992). Market Timing Works Where It Matters Most... In the Real. *Journal of Portfolio Management*, 18(4), 86.
- Wagner, J. C. (1997). Why market timing works. *The Journal of Investing*, 6(2), 78-81.
- Walkshäusl, C. (2017). Expectation errors in European value-growth strategies. *Review of Finance*, 21(2): 845–870.
- Walkshäusl, C. (2019). The fundamentals of momentum investing: European evidence on understanding momentum through fundamentals. *Accounting & Finance*, 59(1): 831–857.
- Walkshäusl, C. (2020). Piotroski's FSCORE: international evidence. *Journal of Asset Management*, 21(2): 106-118.
- Wang, E. (2022, 30 de diciembre). Wall Street ends 2022 with biggest annual drop since 2008. Reuters. <https://www.reuters.com/markets/us/futures-slip-last-trading-day-torrid-year-2022-12-30/>
- Wang, Q., Zhang, F., Li, R., y Li, L. (2022). Forecasting China's energy demand post-COVID-19 pandemic: Insights from energy type differences and regional differences. *Energy Strategy Reviews*, 42.
- Wilder, J. W. Jr. (1978). *New Concepts in Technical Trading Systems*. Trend Research.
- Wright, J. H. (2006). *The yield curve and predicting recessions*.
- Vivian, A. y Wohar, M. E. (2012). Commodity volatility breaks. *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 22(2): 395-422.
- Yamarone, R. (2004). *The Trader's Guide to Key Economic Indicators*, Bloomberg Press, 2004: *The Trader's Guide to Key Economic Indicators*.
- Yamarone, R. (2017). *The Economic Indicator Handbook: How to Evaluate Economic Trends to Maximize Profits and Minimize Losses*. John Wiley & Sons.

Zhu, Y. y Zhou, G. (2009). Technical analysis: An asset allocation perspective on the use of moving averages. *Journal of financial economics*, 92(3): 519-544.

## 5. Anexos

En el presente apartado se incluye el código empleado en el trabajo. Contiene *scripts* tanto de *R* como de *Python*. Se considera que la comprensión del código es más visual y sencilla mediante las terminales de *Jupyter* y *RStudio*. Por este motivo, el código se muestra a través de capturas de pantalla de las mismas.

El código de *Python* se enfoca más al diseño de visualizaciones mediante datos macroeconómicos. El código en *Python* desarrolla los modelos de *market timing* y también ofrece visualizaciones. Se recalca que el código mostrado en el presente trabajo es elaboración propia del autor.

### Código en R:

```
1 ##CARGA DE LOS PAQUETES NECESARIOS
2
3 library(quantmod)
4 library(dplyr)
5 library(tidyverse)
6 library(tseries)
7 library(rugarch)
8 library(xts)
9 library(PerformanceAnalytics)
10 library(ggplot2)
11 library(quantmod)
12 library(rugarch)
13 library(rmgarch)
14 library(ggpubr)
15 library(sjmisc)
16 library(ggally)
17
18
19 ##GRÁFICO 1: EVOLUCIÓN DE LOS INDICADORES DE RECESIÓN
20
21 #carga del fichero con datos del desempleo y los tipos de interés americanos
22 desempleo_interest=read.csv("desempleo_interest.csv",header=TRUE, stringsAsFactors = FALSE, sep = ";",dec=",")
23
24 #establecimiento de la columna de fechas como índice
25 Dates=as.Date(desempleo_interest$Date, "%d/%m/%Y")
26 desempleo_interest$Date=Dates
27 rownames(desempleo_interest) <- desempleo_interest$Date
28 desempleo_interest = subset(desempleo_interest, select = -c(Date) )
29 desempleo_interest$Tipos_interes=as.numeric(desempleo_interest$Tipos_interes)
30 desempleo_interest$Desempleo=as.numeric(desempleo_interest$Desempleo)
31
32 #conversión a objeto xts
33 desempleo_interest=as.xts(desempleo_interest)
34
35
36
37 #carga del fichero con datos del PIB EEUU
38 GDP=read.csv("GDP_USA.csv",header=TRUE, stringsAsFactors = FALSE, sep = ";",dec=",")
39
40 #establecimiento de la columna de fechas como índice
41 Dates=as.Date(GDP$Date, "%d/%m/%Y")
42 GDP$Date=Dates
43 rownames(GDP) <- GDP$Date
44 GDP = subset(GDP, select = -c(Date) )
45 GDP$GDP=as.numeric(GDP$GDP)
46
47 #conversión a objeto xts
48 GDP=as.xts(GDP)
49
50
```

```

50
51 #descarga de datos del SP500 mediante la API de Yahoo Finance
52 Inicio = as.Date("1960-01-01")
53 Fin = as.Date("2022-12-31")
54 sp500 <- new.env()
55 getSymbols("AGSPC", env = sp500, src = "yahoo",
56           from = as.Date("1960-01-01"), to = as.Date("2022-12-31"))
57 sp500<-sp500$GSPC
58 chartSeries(sp500)
59
60
61 ##se retiene el precio de cierre
62 SP500_cierre<-sp500$GSPC.cIose
63 #transformación a datos mensuales
64 SP500_cierre=apply.monthly(SP500_cierre,tail, 1)
65
66
67 #visualización de las gráficas de precios
68 par(mfrow=c(4,1))
69 plot(desempleo_interest$tipos_interes,type="l",main="tipos de interés", xlab="Tiempo",ylab="%")
70 plot(desempleo_interest$desempleo,type="l",main="Tasa de desempleo", xlab="Tiempo",ylab="%")
71 plot(GDP$GDP,main="PIB", xlab="Tiempo",ylab="Billones de $")
72 plot(SP500_cierre,main="S&P500", xlab="Tiempo",ylab="S&P500")
73
74

```

```

75
76 ###GRÁFICO 2: CRUCE SP500 Y SMA
77
78 #se establece el número de observaciones anteriores empleado para calcular la media móvil
79
80 lag=12
81
82 #se aplica la media móvil de 12 periodos a los datos del SP500
83 SP500_MA=SMA(SP500_cierre,n=lag)
84 plot(SP500_MA)
85
86 #se crea una copia ambos dataframe sin las primeras 12 observaciones, ya que son #NA
87 SP500_cierre2=SP500_cierre[lag:length(SP500_cierre),c(0:1)]
88 SP500_MA2=SP500_MA[lag:length(SP500_cierre),c(0:1)]
89 dif_SP500=SP500_cierre2-SP500_MA2
90 plot(dif_SP500)
91 plot(dif_SP500,main="diferencial S&P 500 - SMA (S&P 500)", xlab="Tiempo",ylab="Diferencial")
92
93 #se fusionan los datos por el índice de fechas
94 join=merge.xts(SP500_cierre2,SP500_MA2)
95
96 #se procede a la representación gráfica
97 plot.xts(join["2000-01-01/"]$GSPC.cIose,main="S&P 500 y SMA (S&P 500)", xlab="Tiempo",ylab="Puntos del índice")
98 lines(join["2000-01-01/"]$SMA,col = "red",lwd = 2)
99 addLegend("topleft", on=1,
100         legend.names = c("S&P 500", "SMA S&P 500"),
101         lty=c(2,2), lwd=c(4, 4),
102         col=c("black", "red"))
103
104
105

```

```

106 ### GRAFICO 3: GRAFICO DE BARRAS DE LA CREACIÓN DE EMPLEO EEUU
107 #se cargan los datos
108 job_opening=read.csv("JOB_CREATION.csv",header=TRUE, stringsAsFactors = FALSE, sep = ";",dec=",")
109 #fechas como índice
110 dates=as.Date(job_opening$date, "%d/%m/%Y")
111 job_opening$date=dates
112 rownames(job_opening) <- job_opening$date
113 job_opening = subset(job_opening, select = -c(date) )
114 job_opening=as.xts(job_opening)
115
116 #solo se muestra a partir de mayo de 2020
117 job_opening=job_opening["2020-05-01/"]
118
119 #se corre la siguiente línea 2 veces, ya que inicialmente la columna color no existe
120 job_opening$color <- ifelse(job_opening$job.creation.thousands. < 0, "red", "green")
121
122 job_opening$color <- ifelse(job_opening$job.creation.thousands. < 0, "red", "green")
123
124
125 #se representa gráficamente
126 bar_heights <- as.numeric(job_opening$job.creation.thousands.)
127
128 barplot(height = bar_heights, col = job_opening$color,
129        xlab = "Fecha", ylab = "Nuevos empleos (en miles)",
130        main = "Creación mensual de empleo en Estados Unidos",names.arg = index(job_opening))
131
132
133
134
135

```

```

137 ###GRAFICO 4: PIB REAL AMERICANO
138
139
140 #se cargan los datos
141 REAL_GDP=read.csv("real_gdp.csv",header=TRUE, stringsAsFactors = FALSE, sep = ";",dec=",")
142
143 #fecha como índice
144 dates=as.Date(REAL_GDP$Date, "%d/%m/%Y")
145 REAL_GDP$date=Dates
146 rownames(REAL_GDP) <- REAL_GDP$date
147 REAL_GDP = subset(REAL_GDP, select = -c(Date) )
148 REAL_GDP=as.xts(REAL_GDP)
149
150 #representación gráfica
151 plot(REAL_GDP,main="PIB Real Estados Unidos", xlab="Tiempo",ylab="billones de $", sub="Fuente: Gráfico de elaboración propia mediante datos de U.S. Bureau of
152 dev.off()
153
154
155
156 ###GRAFICO 5: INVERSIÓN DE CURVA DE TIPOS
157
158 #se cargan los datos
159 curva_invertida=read.csv("curva _invertida.csv",header=TRUE, stringsAsFactors = FALSE, sep = ";",dec=",")
160
161 #fechas como índice
162 Dates=as.Date(curva_invertida$date, "%d/%m/%Y")
163 curva_invertida$date=Dates
164 rownames(curva_invertida) <- curva_invertida$date
165 curva_invertida = subset(curva_invertida, select = -c(Date) )
166 curva_invertida=as.xts(curva_invertida)
167
168 #selección de datos posteriores a mayo de 2020
169 curva_invertida=curva_invertida["2020-05-01/"]
170
171 #representación gráfica
172
173 plot(curva_invertida,main="Tipos 10 años - Tipos 2 años", xlab="Tiempo",ylab="Diferencial de tipos (%)")

```

```

137 ###GRAFICO 4: PIB REAL AMERICANO
138
139
140 #se cargan los datos
141 REAL_GDP=read.csv("real_gdp.csv",header=TRUE, stringsAsFactors = FALSE, sep = ";",dec=",")
142
143 #fecha como índice
144 dates=as.Date(REAL_GDP$Date, "%d/%m/%Y")
145 REAL_GDP$date=Dates
146 rownames(REAL_GDP) <- REAL_GDP$date
147 REAL_GDP = subset(REAL_GDP, select = -c(Date) )
148 REAL_GDP=as.xts(REAL_GDP)
149
150 #representación gráfica
151 plot(REAL_GDP,main="PIB Real Estados Unidos", xlab="Tiempo",ylab="billones de $", sub="Fuente: Gráfico de elaboración propia mediante datos de U.S. Bureau of
152 dev.off()
153
154
155
156 ###GRAFICO 5: INVERSIÓN DE CURVA DE TIPOS
157
158 #se cargan los datos
159 curva_invertida=read.csv("curva _invertida.csv",header=TRUE, stringsAsFactors = FALSE, sep = ";",dec=",")
160
161 #fechas como índice
162 Dates=as.Date(curva_invertida$date, "%d/%m/%Y")
163 curva_invertida$date=Dates
164 rownames(curva_invertida) <- curva_invertida$date
165 curva_invertida = subset(curva_invertida, select = -c(Date) )
166 curva_invertida=as.xts(curva_invertida)
167
168 #selección de datos posteriores a mayo de 2020
169 curva_invertida=curva_invertida["2020-05-01/"]
170
171 #representación gráfica
172
173 plot(curva_invertida,main="Tipos 10 años - Tipos 2 años", xlab="Tiempo",ylab="Diferencial de tipos (%)")

```

## Código en Python:

```
In [9]: #Instalación de Los paquetes necesarios
!pip install yfinance
!pip install backtesting
!pip install TA-Lib
```

```
In [36]: ##Importación de Las librerías necesarias

from backtesting import Backtest, Strategy
from backtesting.lib import crossover, plot_heatmaps
import yfinance as yf
import talib as ta
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sns
import numpy as np
import datetime
from yahoo_fin.stock_info import get_data
```

```
In [37]: ##Se diseña una función que obtenga Los datos de YahooFinance
def funcion_importacion(simbolo_cotizacion, fechaComienzo, fechaFin):
    #get_data() importa los datos introduciendo en la función Las fechas del intervalo y el símbolo de cotización
    datos = get_data(simbolo_cotizacion, start_date=fechaComienzo, end_date=fechaFin, index_as_date = False)
    datos = datos.rename(columns={'date':'Date', 'open':'Open', 'high':'High', 'low':'Low', 'close':'Close', 'volume':'Volume'})
    datos = datos.set_index(datos['Date'])
    lista = ['Open', 'Close', 'High', 'Low', 'Volume']
    for i in lista:
        datos[i] = datos[i].round(2)

    #La función devuelve Los datos especificados
    return datos
```

```
In [38]: ##Se introducen Los tickers de Los valores deseados. Son Los valores que cumplen con Los criterios de Piotroski y Altman
simbolo_cotizacion = pd.DataFrame()
simbolo_cotizacion['Stock'] = ["OFL", "EM", "CDNS", "JKHY", "IDXX", "NVR", "GOOGL", "GOOG", "TER", "ROP", "ZTS", "CTSH", "RHI", "KEYS", "ADI", "AA"]
##También se introduce el intervalo temporal a estudiar
fechaComienzo = '2022-01-01'
fechaFin = '2022-12-31'
```





```

In [41]: #Se imprimen Las tablas resumen ya completas
print>Returns_bollinger

#Se calculan Las medias de Las distintas variables
AverageReturns_bbands=np.mean>Returns_bollinger['Return'])
print("Media de retornos: ",AverageReturns_bbands)

Average_BuyHoldReturn_bbands=np.mean>Returns_bollinger['Buy & Hold Return'])
print("Media de retornos Buy & Hold: ",Average_BuyHoldReturn_bbands)

Ratio_bbands=AverageReturns_bbands/Average_BuyHoldReturn_bbands
print("Media Ratio (Retornos medios/Retornos medio Buy & Hold): ",Ratio_bbands)

Average_Sharpe_bbands=np.mean>Returns_bollinger['Sharpe Ratio'])
print("Media Sharpe Ratio", Average_Sharpe_bbands)

Average_Ann_ret_bbands=np.mean>Returns_bollinger['Return (annual)'])
print("Media de retornos anual: ",Average_Ann_ret_bbands)

Average_Ann_vol_bbands=np.mean>Returns_bollinger['Volatility (annual)'])
print("Media de volatilidad Anual: ",Average_Ann_vol_bbands)

Average_ProfitFactor_bbands=np.mean>Returns_bollinger['Profit Factor'])
print("Media de Profit Factor: ",Average_ProfitFactor_bbands)

Average_WinRate_bbands=np.mean>Returns_bollinger['Win Rate (%)'])
print("Media de win rate: ",Average_WinRate_bbands)

Average_Trades_bbands=np.mean>Returns_bollinger['Trades'])
print("Media de Trades: ",Average_Trades_bbands)

```

## RELATIVE STRENGTH INDEX

```
In [42]: ##creación de dataframes vacíos que se autorrellenarán al ejecutar el bucle. EL nº de filas = 30 (tamaño de cartera deseado)
Returns_RSI = pd.DataFrame()
Returns_RSI['Stock']=[[" "]]
Returns_RSI['Return']=[[" "]]
Returns_RSI['Buy & Hold Return']=[[" "]]
Returns_RSI['Sharpe Ratio']=[[" "]]
Returns_RSI['Return (annual)']=[[" "]]
Returns_RSI['Volatility (annual)']=[[" "]]
Returns_RSI['Profit Factor']=[[" "]]
Returns_RSI['Win Rate [%]']=[[" "]]
Returns_RSI['Trades']=[[" "]]
Returns_RSI
```

```
In [43]: ##se crea un bucle que, en cada iteración, descarga los datos correspondientes a cada ticker y limpia la estructura de los datos.
##sobre esos datos "limpios" se realiza el trading algorítmico, parametrizado en la función next()

for i in range(len(simbolo_cotizacion)):
    print(simbolo_cotizacion.iloc[i,0])
    data = funcion_importacion(simbolo_cotizacion['Stock'].iloc[i], fechaComienzo, fechaFin)
    print(type(data))
    data=data.iloc[:,1:7]
    del data["adjclose"]
    print(data)
    data = pd.DataFrame(data=data)
    print(type(data))

##Se crea la estrategia
class RSI_backtest(Strategy):

    #Lo especificado en la función init() solo sucederá inicialmente y una única vez. En este caso se crean el RSI.
    #se calcula el RSI con un período de 14 ya que es la medida más estandar en la literatura académica

    def init(self):
        self.RSI=self.I(ta.RSI,self.data.Close,14)

    #se toma para cada iteración el último dato del RSI
    #Si es inferior a 30 y no se tiene el valor, cre crea una alerta de compra
    #Si es superior a 70 se tiene el valor, crea una alerta de venta

    def next(self):
        RSI=self.RSI[-1]
        lower=30
        upper=70
        if RSI < lower and not self.position.is_long:
            self.buy()

        elif RSI > upper and self.position.is_long:
            self.position.close()

    #una vez creada la estrategia se realiza el backtesting y se muestran los resultados
    bt=Backtest(data,RSI_backtest)
    resultados=bt.run()
    print(resultados)
    bt.plot()

    #como último paso de cada iteración, se autorrellenan los dataframes vacíos creados inicialmente
    Returns_RSI['Stock'].iloc[i]=simbolo_cotizacion.iloc[i,0]
    Returns_RSI['Return'].iloc[i]=resultados['Return [%]']
    Returns_RSI['Buy & Hold Return'].iloc[i]=resultados['Buy & Hold Return [%]']
    Returns_RSI['Sharpe Ratio'].iloc[i]=resultados['Sharpe Ratio']
    Returns_RSI['Return (annual)'].iloc[i]=resultados['Return (Ann.) [%]']
    Returns_RSI['Volatility (annual)'].iloc[i]=resultados['Volatility (Ann.) [%]']
    Returns_RSI['Profit Factor'].iloc[i]=resultados['Profit Factor']
    Returns_RSI['Win Rate [%]'].iloc[i]=resultados['Win Rate [%]']
    Returns_RSI['Trades'].iloc[i]=resultados['# Trades']

Returns_RSI
```

```

In [46]: #impresión resultados
print>Returns_RSI

#cálculo e impresión de medias
AverageReturns_RSI=np.mean>Returns_RSI['Return'])
print("Media de retornos: ", AverageReturns_RSI)

Average_BuyHoldReturn_RSI=np.mean>Returns_RSI['Buy & Hold Return'])
print("Media de retornos Buy & Hold: ",Average_BuyHoldReturn_RSI)

Ratio_RSI=AverageReturns_RSI/Average_BuyHoldReturn_RSI
print("Media Ratio (Retornos medios/Retornos medio Buy & Hold): ",Ratio_RSI)

Average_Sharpe_RSI=np.mean>Returns_RSI['Sharpe Ratio'])
print("Media Sharpe Ratio: ",Average_Sharpe_RSI)

Average_Ann_ret_RSI=np.mean>Returns_RSI['Return (annual)'])
print("Media de retornos anual: ",Average_Ann_ret_RSI)

Average_Ann_vol_RSI=np.mean>Returns_RSI['Volatility (annual)'])
print("Media de volatilidad anual: ",Average_Ann_vol_RSI)

Average_ProfitFactor_RSI=np.mean>Returns_RSI['Profit Factor'])
print("Media de Profit Factor: ",Average_ProfitFactor_RSI)

Average_WinRate_RSI=np.mean>Returns_RSI['Win Rate (%)'])
print("Media de Win Rate: ",Average_WinRate_RSI)

Average_Trades_RSI=np.mean>Returns_RSI['Trades'])
print("Media de Trades: ",Average_Trades_RSI)

```

## SIMPLE MOVING AVERAGE

```
In [47]: ##creación de dataframes vacíos que se autorrellenarán al ejecutar el bucle. El nº de filas = 30 (tamaño de cartera deseado)
Returns_SMA = pd.DataFrame()
Returns_SMA['Stock']=["" for i in range(30)]
Returns_SMA['Return']=["" for i in range(30)]
Returns_SMA['Buy & Hold Return']=["" for i in range(30)]
Returns_SMA['Sharpe Ratio']=["" for i in range(30)]
Returns_SMA['Return (annual)']=["" for i in range(30)]
Returns_SMA['Volatility (annual)']=["" for i in range(30)]
Returns_SMA['Profit Factor']=["" for i in range(30)]
Returns_SMA['Win Rate [%]']=["" for i in range(30)]
Returns_SMA['Trades']=["" for i in range(30)]
Returns_SMA
```

```
In [48]: ##se crea un bucle que, en cada iteración, descarga los datos correspondientes a cada ticker y limpia la estructura de los datos.
##sobre esos datos "limpios" se realiza el trading algorítmico, parametrizado en la función next()

for i in range(len(simbolo_cotizacion)):
    print(simbolo_cotizacion.iloc[i,0])
    data = funcion_importacion(simbolo_cotizacion['Stock'].iloc[i], fechaComienzo, fechaFin)
    print(type(data))
    data=data.iloc[:,1:7]
    del data["adjclose"]
    print(data)
    print(type(data))
    data = pd.DataFrame(data=data)
    print(type(data))

    ##se establecen los parámetros para el cálculo de las medias móviles de corta y larga memoria (20 y 60 últimas observaciones)
    SMA_corta=20
    SMA_larga=60

    ##Se crea la estrategia
    class SMA_backtest(Strategy):

        #lo especificado en la función init() solo sucederá inicialmente y una única vez. En este caso se crean las medias móviles.
        #cálculo media móvil corta (20 últimas observaciones) y larga (60 últimas observaciones)

        def init(self):
            self.SMAQuick=self.I(ta.SMA,self.data.Close,SMA_corta)
            self.SMASlow=self.I(ta.SMA,self.data.Close,SMA_larga)

            #se toma para cada iteración el último dato de ambas medias móviles
            #se establecen las reglas para órdenes de compra o de venta
            #si la SMA de memoria corta supera de arriba a abajo a la de memoria larga y no se dispone del valor --> señal compra
            #si la SMA de memoria corta cruza de arriba a abajo a la de memoria larga y se dispone del valor --> señal venta

        def next(self):
            if self.SMAQuick[-1]>self.SMASlow[-1] and not self.position.is_long:
                self.buy()
            elif self.SMAQuick[-1]<self.SMASlow[-1] and self.position.is_long:
                self.position.close()

    #una vez creada la estrategia se realiza el backtesting y se muestran los resultados
    bt=Backtest(data,SMA_backtest)
    resultados=bt.run()
    print(resultados)
    bt.plot()
    Returns_SMA['Stock'].iloc[i]=simbolo_cotizacion.iloc[i,0]
    Returns_SMA['Return'].iloc[i]=resultados['Return [%]']
    Returns_SMA['Buy & Hold Return'].iloc[i]=resultados['Buy & Hold Return [%]']
    Returns_SMA['Sharpe Ratio'].iloc[i]=resultados['Sharpe Ratio']
    Returns_SMA['Return (annual)'].iloc[i]=resultados['Return (Ann.) [%]']
    Returns_SMA['Volatility (annual)'].iloc[i]=resultados['Volatility (Ann.) [%]']
    Returns_SMA['Profit Factor'].iloc[i]=resultados['Profit Factor']
    Returns_SMA['Win Rate [%]'].iloc[i]=resultados['Win Rate [%]']
    Returns_SMA['Trades'].iloc[i]=resultados['# Trades']

Returns_SMA
```

```

In [49]: #se imprimen Los resultados
print>Returns_SMA)

#cálculo e impresión de Las medias
AverageReturns_SMA=np.mean>Returns_SMA['Return'])
print("Media de retornos: ", AverageReturns_SMA)

Average_BuyHoldReturn_SMA=np.mean>Returns_SMA['Buy & Hold Return'])
print("Media de retornos Buy & Hold: ",Average_BuyHoldReturn_SMA)

Ratio_SMA=AverageReturns_SMA/Average_BuyHoldReturn_SMA
print(Ratio_SMA)

Average_Sharpe_SMA=np.mean>Returns_SMA['Sharpe Ratio'])
print("Media Sharpe Ratio: ",Average_Sharpe_SMA)

Average_Ann_ret_SMA=np.mean>Returns_SMA['Return (annual)'])
print("Media de retornos anual: ",Average_Ann_ret_SMA)

Average_Ann_vol_SMA=np.mean>Returns_SMA['Volatility (annual)'])
print("Media de volatilidad anual: ",Average_Ann_vol_SMA)

Average_ProfitFactor_SMA=np.mean>Returns_SMA['Profit Factor'])
print("Media de Profit Factor: ",Average_ProfitFactor_SMA)

Average_WinRate_SMA=np.mean>Returns_SMA['Win Rate (%)'])
print("Media de Win Rate: ",Average_WinRate_SMA)

Average_Trades_SMA=np.mean>Returns_SMA['Trades'])
print("Media de Trades: ",Average_Trades_SMA)

```

## EXPONENTIAL MOVING AVERAGE

```
In [50]: ##creación de dataframes vacíos que se autorrellenarán al ejecutar el bucle. El nº de filas = 30 (tamaño de cartera deseado)
Returns_EMA = pd.DataFrame()
Returns_EMA['Stock']=[""]
Returns_EMA['Return']=[""]
Returns_EMA['Buy & Hold Return']=[""]
Returns_EMA['Sharpe Ratio']=[""]
Returns_EMA['Return (annual)']=[""]
Returns_EMA['Volatility (annual)']=[""]
Returns_EMA['Profit Factor']=[""]
Returns_EMA['Win Rate [%]']=[""]
Returns_EMA['Trades']=[""]
Returns_EMA
```

```
In [51]: ##se crea un bucle que, en cada iteración, descarga los datos correspondientes a cada ticker y limpia la estructura de los datos.
##sobre esos datos "limpios" se realiza el trading algorítmico, parametrizado en la función next()

for i in range(len(simbolo_cotizacion)):
    print(simbolo_cotizacion.iloc[i,0])
    data = funcion_importacion(simbolo_cotizacion['Stock'].iloc[i], fechaComienzo, fechaFin)
    print(type(data))
    data=data.iloc[:,1:7]
    del data["adjclose"]
    print(data)
    data = pd.DataFrame(data=data)
    print(type(data))

    ##se establecen los parámetros para el cálculo de las medias móviles de corta y larga memoria (20 y 60 últimas observaciones)
    EMA_corta=20
    EMA_larga=60

    ##Se crea la estrategia
    class EMA_backtest(Strategy):

        #lo especificado en la función init() solo sucederá inicialmente y una única vez. En este caso se crean las medias móviles.
        #cálculo media móvil corta (20 últimas observaciones) y larga (60 últimas observaciones)

        def init(self):

            self.EMAQuick=self.I(ta.EMA,self.data.Close,EMA_corta)
            self.EMASlow=self.I(ta.EMA,self.data.Close,EMA_larga)

            #se toma para cada iteración el último dato de ambas medias móviles
            #se establecen las reglas para órdenes de compra o de venta
            #si la EMA de memoria corta supera de abajo a arriba a la de memoria larga y no se dispone del valor --> señal compra
            #si la EMA de memoria corta cruza de arriba a abajo a la de memoria larga y se dispone del valor --> señal venta
            #condiciones y órdenes de compra y venta

        def next(self):

            if self.EMAQuick[-1]>self.EMASlow[-1] and not self.position.is_long:
                self.buy()
            elif self.EMAQuick[-1]<self.EMASlow[-1] and self.position.is_long:
                self.position.close()

    #una vez creada la estrategia se realiza el backtesting y se muestran los resultados
    bt=Backtest(data,EMA_backtest)
    resultados=bt.run()
    resultados
    bt.plot()
    #se rellenan las tablas en cada iteración
    Returns_EMA['Stock'].iloc[i]=simbolo_cotizacion.iloc[i,0]
    Returns_EMA['Return'].iloc[i]=resultados['Return [%]']
    Returns_EMA['Buy & Hold Return'].iloc[i]=resultados['Buy & Hold Return [%]']
    Returns_EMA['Sharpe Ratio'].iloc[i]=resultados['Sharpe Ratio']
    Returns_EMA['Return (annual)'].iloc[i]=resultados['Return (Ann.) [%]']
    Returns_EMA['Volatility (annual)'].iloc[i]=resultados['Volatility (Ann.) [%]']
    Returns_EMA['Profit Factor'].iloc[i]=resultados['Profit Factor']
    Returns_EMA['Win Rate [%]'].iloc[i]=resultados['Win Rate [%]']
    Returns_EMA['Trades'].iloc[i]=resultados['# Trades']

Returns_EMA
```

```

In [52]: #impresión de resultados
print>Returns_EMA

#cálculo de medias e impresión
AverageReturns_EMA=np.mean>Returns_EMA['Return'])
print("Media de retornos: ",AverageReturns_EMA)

Average_BuyHoldReturn_EMA=np.mean>Returns_EMA['Buy & Hold Return'])
print("Media de retornos Buy & Hold: ",Average_BuyHoldReturn_EMA)

Ratio_EMA=AverageReturns_EMA/Average_BuyHoldReturn_EMA
print("Media Ratio (Retornos medios/Retornos medio Buy & Hold): ",Ratio_EMA)

Average_Sharpe_EMA=np.mean>Returns_EMA['Sharpe Ratio'])
print("Media Sharpe Ratio: ",Average_Sharpe_EMA)

Average_Ann_ret_EMA=np.mean>Returns_EMA['Return (annual)'])
print("Media de retornos anual: ",Average_Ann_ret_EMA)

Average_Ann_vol_EMA=np.mean>Returns_EMA['Volatility (annual)'])
print("Media de volatilidad anual: ",Average_Ann_vol_EMA)

Average_ProfitFactor_EMA=np.mean>Returns_EMA['Profit Factor'])
print("Media de Profit Factor: ",Average_ProfitFactor_EMA)

Average_WinRate_EMA=np.mean>Returns_EMA['Win Rate (%)'])
print("Media de Win Rate: ",Average_WinRate_EMA)

Average_Trades_EMA=np.mean>Returns_EMA['Trades'])
print("Media de Trades: ",Average_Trades_EMA)

```

## BOLLINGER BANDS Y RSI

```
In [53]: ##creación de dataframes vacíos que se autorrellenarán al ejecutar el bucle. El nº de filas es 30 ya que es el tamaño de cartera des
Returns_BBands_RSI = pd.DataFrame()
Returns_BBands_RSI['Stock']=["","","","","","","","","","","","","","","","","","","","","","","","","","","",""]
Returns_BBands_RSI['Return']=["","","","","","","","","","","","","","","","","","","","","","","","","","","",""]
Returns_BBands_RSI['Buy & Hold Return']=["","","","","","","","","","","","","","","","","","","","","","","","","","",""]
Returns_BBands_RSI['Sharpe Ratio']=["","","","","","","","","","","","","","","","","","","","","","","","","","",""]
Returns_BBands_RSI['Return (annual)']=["","","","","","","","","","","","","","","","","","","","","","","","","","",""]
Returns_BBands_RSI['Volatility (annual)']=["","","","","","","","","","","","","","","","","","","","","","","","",""]
Returns_BBands_RSI['Profit Factor']=["","","","","","","","","","","","","","","","","","","","","","","","",""]
Returns_BBands_RSI['Win Rate [%]']=["","","","","","","","","","","","","","","","","","","","","","",""]
Returns_BBands_RSI['Trades']=["","","","","","","","","","","","","","","","","","","","","","",""]
Returns_BBands_RSI
```

```
In [54]: ##se crea un bucle que, en cada iteración, descarga los datos correspondientes a cada ticker y limpia la estructura de los datos.
##sobre esos datos "Limpios" se realiza el trading algorítmico, parametrizado en la función next()
for i in range(len(simbolo_cotizacion)):
    data = Funcion_importacion(simbolo_cotizacion['Stock'].iloc[i], fechaComienzo, fechaFin)
    print(simbolo_cotizacion.iloc[i,0])
    data=data.iloc[:,1:7]
    del data["adjclose"]
    print(type(data))
    print(data)
    print(type(data))
    data = pd.DataFrame(data=data)
    print(type(data))

    ##se definen el número de observaciones pasadas empleadas por cada indicador
    bband_parametro=20
    rsi_parametro=14

    ##Se crea la estrategia
    class BBands_RSI(Strategy):

        #lo especificado en la función init() solo sucederá inicialmente y una única vez. En este caso se crean las BANDAS y RSI
        def init(self):
            self.upper_band, self.middle_band, self.lower_band=self.I(ta.BBANDS,self.data.Close,bband_parametro)
            self.RSI=self.I(ta.RSI,self.data.Close,rsi_parametro)

        #se toma para cada iteración el último dato del RSI y Bands
        #se establecen las reglas para órdenes de compra o de venta
        #se trata de los órdenes individuales combinadas

        def next(self):
            RSI=self.RSI[-1]
            cota_inf=30
            cota_sup=70
            precio=self.data.Close[-1]
            banda_inf=self.lower_band[-1]
            banda_sup=self.upper_band[-1]
            if precio < banda_inf and RSI<cota_inf and not self.position.is_long:
                self.buy()

            elif precio > banda_sup and RSI>cota_sup and self.position.is_long:
                self.position.close()

        #una vez creada la estrategia se realiza el backtesting y se muestran los resultados
        bt=Backtest(data, BBands_RSI)
        resultados=bt.run()
        resultados
        bt.plot()

Returns_BBands_RSI['Stock'].iloc[i]=simbolo_cotizacion.iloc[i,0]
Returns_BBands_RSI['Return'].iloc[i]=resultados['Return [%]']
Returns_BBands_RSI['Buy & Hold Return'].iloc[i]=resultados['Buy & Hold Return [%]']
Returns_BBands_RSI['Sharpe Ratio'].iloc[i]=resultados['Sharpe Ratio']
Returns_BBands_RSI['Return (annual)'].iloc[i]=resultados['Return (Ann.) [%]']
Returns_BBands_RSI['Volatility (annual)'].iloc[i]=resultados['Volatility (Ann.) [%]']
Returns_BBands_RSI['Profit Factor'].iloc[i]=resultados['Profit Factor']
Returns_BBands_RSI['Win Rate [%]'].iloc[i]=resultados['Win Rate [%]']
Returns_BBands_RSI['Trades'].iloc[i]=resultados['# Trades']

Returns_BBands_RSI
```



```

In [55]: #impresión de Los resultados
print>Returns_BBands_RSI

AverageReturns_BBands_RSI=np.mean>Returns_BBands_RSI['Return'])
print("Media de retornos: ", AverageReturns_BBands_RSI)

Average_BuyHoldReturn_BBands_RSI=np.mean>Returns_BBands_RSI['Buy & Hold Return'])
print("Media de retornos Buy & Hold: ",Average_BuyHoldReturn_BBands_RSI)

Ratio_BBands_RSI=AverageReturns_BBands_RSI/Average_BuyHoldReturn_BBands_RSI
print("Media Ratio (Retornos medios/Retornos medio Buy & Hold): ",Ratio_BBands_RSI)

Average_Sharpe_BBands_RSI=np.mean>Returns_BBands_RSI['Sharpe Ratio'])
print("Media Sharpe Ratio: ",Average_Sharpe_BBands_RSI)

Average_Ann_ret_BBands_RSI=np.mean>Returns_BBands_RSI['Return (annual)'])
print("Media de retornos anual: ",Average_Ann_ret_BBands_RSI)

Average_Ann_vol_BBands_RSI=np.mean>Returns_BBands_RSI['Volatility (annual)'])
print("Media de volatilidad anual: ",Average_Ann_vol_BBands_RSI)

Average_ProfitFactor_BBands_RSI=np.mean>Returns_BBands_RSI['Profit Factor'])
print("Media de Profit Factor: ",Average_ProfitFactor_BBands_RSI)

Average_WinRate_BBands_RSI=np.mean>Returns_BBands_RSI['Win Rate (%)'])
print("Media de Win Rate: ",Average_WinRate_BBands_RSI)

Average_Trades_BBands_RSI=np.mean>Returns_BBands_RSI['Trades'])
print("Media de Trades: ",Average_Trades_BBands_RSI)

```

## Bollinger bands y SMA

```
In [56]: ##creación de dataframes vacíos que se autorrellenarán al ejecutar el bucle. El nº de filas = 30 (tamaño de cartera deseado)
Returns_BBands_SMA = pd.DataFrame()
Returns_BBands_SMA['Stock']=[""]
Returns_BBands_SMA['Return']=[""]
Returns_BBands_SMA['Buy & Hold Return']=[""]
Returns_BBands_SMA['Sharpe Ratio']=[""]
Returns_BBands_SMA['Return (annual)']=[""]
Returns_BBands_SMA['Volatility (annual)']=[""]
Returns_BBands_SMA['Profit Factor']=[""]
Returns_BBands_SMA['Win Rate [%]']=[""]
Returns_BBands_SMA['Trades']=[""]
Returns_BBands_SMA
```

```
In [57]: ##se crea un bucle que, en cada iteración, descarga los datos correspondientes a cada ticker y limpia la estructura de los datos.
##sobre esos datos "limpios" se realiza el trading algorítmico, parametrizado en la función next()
for i in range(len(simbolo_cotizacion)):
    data = funcion_importacion(simbolo_cotizacion['Stock'].iloc[i], fechaComienzo, fechaFin)
    print(simbolo_cotizacion.iloc[i,0])
    data=data.iloc[:,1:7]
    del data["adjclose"]
    print(type(data))
    print(data)
    print(type(data))
    data = pd.DataFrame(data=data)
    print(type(data))

    ##se definen el número de observaciones pasadas empleadas por cada indicador
    bband_parametro=20
    SMA_corta=20
    SMA_larga=60

    ##se crea la estrategia
    class BBands_SMA(Strategy):

        #lo especificado en la función init() solo sucederá inicialmente y una única vez. Se crean las BANDAS las medias móviles

        def init(self):
            self.upper_band, self.middle_band, self.lower_band=self.I(ta.BBANDS,self.data.Close,bband_parametro)
            self.SMAQuick=self.I(ta.SMA,self.data.Close,SMA_corta)
            self.SMASlow=self.I(ta.SMA,self.data.Close,SMA_larga)

        ##se establecen las reglas para órdenes de compra o de venta
        ##se trata de las órdenes individuales combinadas

        def next(self):
            lower=30
            upper=70
            precio=self.data.Close[-1]
            banda_inf=self.lower_band[-1]
            banda_sup=self.upper_band[-1]

            if precio < banda_inf and self.SMAQuick[-1]>self.SMASlow[-1] and not self.position.is_long:
                self.buy()

            elif precio > banda_sup and self.SMAQuick[-1]<self.SMASlow[-1] and self.position.is_long:
                self.position.close()

    bt=Backtest(data, BBands_SMA)
    resultados=bt.run()
    print(resultados)
    bt.plot()
    Returns_BBands_SMA['Stock'].iloc[i]=simbolo_cotizacion.iloc[i,0]
    Returns_BBands_SMA['Return'].iloc[i]=resultados['Return [%]']
    Returns_BBands_SMA['Buy & Hold Return'].iloc[i]=resultados['Buy & Hold Return [%]']
    Returns_BBands_SMA['Sharpe Ratio'].iloc[i]=resultados['Sharpe Ratio']
    Returns_BBands_SMA['Return (annual)'].iloc[i]=resultados['Return (Ann.) [%]']
    Returns_BBands_SMA['Volatility (annual)'].iloc[i]=resultados['Volatility (Ann.) [%]']
    Returns_BBands_SMA['Profit Factor'].iloc[i]=resultados['Profit Factor']
    Returns_BBands_SMA['Win Rate [%]'].iloc[i]=resultados['Win Rate [%]']
    Returns_BBands_SMA['Trades'].iloc[i]=resultados['# Trades']

Returns_BBands_SMA
```

```

In [61]: #Impresión de Los resultados
print>Returns_BBands_EMA)

AverageReturns_BBands_EMA=np.mean>Returns_BBands_EMA['Return'])
print("Media de retornos: ", AverageReturns_BBands_EMA)

Average_BuyHoldReturn_BBands_EMA=np.mean>Returns_BBands_EMA['Buy & Hold Return'])
print("Media de retornos Buy & Hold: ",Average_BuyHoldReturn_BBands_EMA)

Ratio_BBands_EMA=AverageReturns_BBands_EMA/Average_BuyHoldReturn_BBands_EMA
print("Media Ratio (Retornos medios/Retornos medio Buy & Hold): ",Ratio_BBands_EMA)

Average_Sharpe_BBands_EMA=np.mean>Returns_BBands_EMA['Sharpe Ratio'])
print("Media Sharpe Ratio: ",Average_Sharpe_BBands_EMA)

Average_Ann_ret_BBands_EMA=np.mean>Returns_BBands_EMA['Return (annual)'])
print("Media de retornos anual: ",Average_Ann_ret_BBands_EMA)

Average_Ann_vol_BBands_EMA=np.mean>Returns_BBands_EMA['volatility (annual)'])
print("Media de volatilidad anual: ",Average_Ann_vol_BBands_EMA)

Average_ProfitFactor_BBands_EMA=np.mean>Returns_BBands_EMA['Profit Factor'])
print("Media de Profit Factor: ",Average_ProfitFactor_BBands_EMA)

Average_WinRate_BBands_EMA=np.mean>Returns_BBands_EMA['Win Rate (%)'])
print("Media de Win Rate: ",Average_WinRate_BBands_EMA)

Average_Trades_BBands_EMA=np.mean>Returns_BBands_EMA['Trades'])
print("Media de Trades: ",Average_Trades_BBands_EMA)

```

## Bollinger bands y EMA

```
In [59]: ##creación de dataframes vacíos que se autorrellenarán al ejecutar el bucle. El nº de filas = 30 (tamaño de cartera deseado)
Returns_BBands_EMA = pd.DataFrame()
Returns_BBands_EMA['Stock']=[""]
Returns_BBands_EMA['Return']=[""]
Returns_BBands_EMA['Buy & Hold Return']=[""]
Returns_BBands_EMA['Sharpe Ratio']=[""]
Returns_BBands_EMA['Return (annual)']=[""]
Returns_BBands_EMA['Volatility (annual)']=[""]
Returns_BBands_EMA['Profit Factor']=[""]
Returns_BBands_EMA['Win Rate [%]']=[""]
Returns_BBands_EMA['Trades']=[""]
Returns_BBands_EMA
```

```
In [60]: ##se crea un bucle que, en cada iteración, descarga los datos correspondientes a cada ticker y limpia la estructura de los datos.
##sobre esos datos "limpios" se realiza el trading algorítmico, parametrizado en la función next()
for i in range(len(simbolo_cotizacion)):
    data = funcion_importacion(simbolo_cotizacion['Stock'].iloc[i], fechaComienzo, fechaFin)
    print(simbolo_cotizacion.iloc[i,0])
    data=data.iloc[:,1:7]
    del data["adjclose"]
    print(type(data))
    print(data)
    print(type(data))
    data = pd.DataFrame(data=data)
    print(type(data))

    ##se definen el número de observaciones pasadas empleadas por cada indicador
    bband_parametro=20
    EMA_Corta=20
    EMA_larga=50

    ##se crea la estrategia
    class BBands_EMA(Strategy):

        #Lo especificado en la función init() solo sucederá inicialmente y una única vez. Se crean las BANDAS las medias móviles
        def init(self):
            self.upper_band, self.middle_band, self.lower_band=self.I(ta.BBANDS,self.data.Close,bband_parametro)
            self.EMAQuick=self.I(ta.EMA,self.data.Close,EMA_Corta)
            self.EMASlow=self.I(ta.EMA,self.data.Close,EMA_larga)

        #se establecen las reglas para órdenes de compra o de venta
        #se trata de las órdenes individuales combinadas
        def next(self):
            lower=30
            upper=70
            precio=self.data.Close[-1]
            banda_inf=self.lower_band[-1]
            banda_sup=self.upper_band[-1]

            if precio < banda_inf and self.EMAQuick[-1]>self.EMASlow[-1] and not self.position.is_long:
                self.buy()

            elif precio > banda_sup and self.EMAQuick[-1]<self.EMASlow[-1] and self.position.is_long:
                self.position.close()

    bt=Backtest(data, BBands_EMA)
    resultados=bt.run()
    print(resultados)
    bt.plot()

    Returns_BBands_EMA['Stock'].iloc[i]=simbolo_cotizacion.iloc[i,0]
    Returns_BBands_EMA['Return'].iloc[i]=resultados['Return [%]']
    Returns_BBands_EMA['Buy & Hold Return'].iloc[i]=resultados['Buy & Hold Return [%]']
    Returns_BBands_EMA['Sharpe Ratio'].iloc[i]=resultados['Sharpe Ratio']
    Returns_BBands_EMA['Return (annual)'].iloc[i]=resultados['Return (Ann.) [%]']
    Returns_BBands_EMA['Volatility (annual)'].iloc[i]=resultados['Volatility (Ann.) [%]']
    Returns_BBands_EMA['Profit Factor'].iloc[i]=resultados['Profit Factor']
    Returns_BBands_EMA['Win Rate [%]'].iloc[i]=resultados['Win Rate [%]']
    Returns_BBands_EMA['Trades'].iloc[i]=resultados['# Trades']

    Returns_BBands_EMA
```

```

In [61]: #impresión de los resultados
print>Returns_BBands_EMA)

AverageReturns_BBands_EMA=np.mean>Returns_BBands_EMA['Return'])
print("Media de retornos: ", AverageReturns_BBands_EMA)

Average_BuyHoldReturn_BBands_EMA=np.mean>Returns_BBands_EMA['Buy & Hold Return'])
print("Media de retornos Buy & Hold: ",Average_BuyHoldReturn_BBands_EMA)

Ratio_BBands_EMA=AverageReturns_BBands_EMA/Average_BuyHoldReturn_BBands_EMA
print("Media Ratio (Retornos medios/Retornos medio Buy & Hold): ",Ratio_BBands_EMA)

Average_Sharpe_BBands_EMA=np.mean>Returns_BBands_EMA['Sharpe Ratio'])
print("Media Sharpe Ratio: ",Average_Sharpe_BBands_EMA)

Average_Ann_ret_BBands_EMA=np.mean>Returns_BBands_EMA['Return (annual)'])
print("Media de retornos anual: ",Average_Ann_ret_BBands_EMA)

Average_Ann_vol_BBands_EMA=np.mean>Returns_BBands_EMA['Volatility (annual)'])
print("Media de volatilidad anual: ",Average_Ann_vol_BBands_EMA)

Average_ProfitFactor_BBands_EMA=np.mean>Returns_BBands_EMA['Profit Factor'])
print("Media de Profit Factor: ",Average_ProfitFactor_BBands_EMA)

Average_WinRate_BBands_EMA=np.mean>Returns_BBands_EMA['Win Rate (%)'])
print("Media de Win Rate: ",Average_WinRate_BBands_EMA)

Average_Trades_BBands_EMA=np.mean>Returns_BBands_EMA['Trades'])
print("Media de Trades: ",Average_Trades_BBands_EMA)

```

## RSI y SMA

```
In [62]: ##creación de dataframes vacíos que se autorrellenarán al ejecutar el bucle. El nº de filas = 30 (tamaño de cartera deseado)
Returns_RSI_SMA = pd.DataFrame()
Returns_RSI_SMA['Stock']=[""]
Returns_RSI_SMA['Return']=[""]
Returns_RSI_SMA['Buy & Hold Return']=[""]
Returns_RSI_SMA['Sharpe Ratio']=[""]
Returns_RSI_SMA['Return (annual)']=[""]
Returns_RSI_SMA['Volatility (annual)']=[""]
Returns_RSI_SMA['Profit Factor']=[""]
Returns_RSI_SMA['Win Rate [%]']=[""]
Returns_RSI_SMA['Trades']=[""]
Returns_RSI_SMA
```

```
In [63]: ##se crea un bucle que, en cada iteración, descarga los datos correspondientes a cada ticker y limpia la estructura de los datos.
##sobre esos datos "limpios" se realiza el trading algorítmico, parametrizado en la función next()
for i in range(len(simbolo_cotizacion)):
    data = funcion_importacion(simbolo_cotizacion['Stock'].iloc[i], fechaComienzo, fechaFin)
    print(simbolo_cotizacion.iloc[i,0])
    data=data.iloc[:,1:7]
    del data["adjclose"]
    print(type(data))
    print(data)
    print(type(data))
    data = pd.DataFrame(data=data)
    print(type(data))

    ##se definen el número de observaciones pasadas empleadas por cada indicador
    RSI_parametro=14
    SMA_Corta=20
    SMA_larga=60

    #se crea la estrategia
    class RSI_SMA(Strategy):

        #Lo especificado en la función init() solo sucederá inicialmente y una única vez. Se crean el RSI las medias móviles
        def init(self):
            self.SMAQuick=self.I(ta.SMA,self.data.Close,SMA_Corta)
            self.SMASlow=self.I(ta.SMA,self.data.Close,SMA_larga)
            self.RSI=self.I(ta.RSI,self.data.Close,RSI_parametro)

            #se establecen las reglas para órdenes de compra o de venta
            #se trata de las órdenes individuales combinadas

        def next(self):
            RSI_actual=self.RSI[-1]
            lower=30
            upper=70

            if RSI_actual < lower and self.SMAQuick[-1]>self.SMASlow[-1] and not self.position.is_long:
                self.buy()

            elif RSI_actual > upper and self.SMAQuick[-1]<self.SMASlow[-1] and self.position.is_long:
                self.position.close()

    bt=Backtest(data,RSI_SMA)
    resultados=bt.run()
    print(resultados)
    bt.plot()

    Returns_RSI_SMA['Stock'].iloc[i]=simbolo_cotizacion.iloc[i,0]
    Returns_RSI_SMA['Return'].iloc[i]=resultados['Return [%]']
    Returns_RSI_SMA['Buy & Hold Return'].iloc[i]=resultados['Buy & Hold Return [%]']
    Returns_RSI_SMA['Sharpe Ratio'].iloc[i]=resultados['Sharpe Ratio']
    Returns_RSI_SMA['Return (annual)'].iloc[i]=resultados['Return (Ann.) [%]']
    Returns_RSI_SMA['Volatility (annual)'].iloc[i]=resultados['Volatility (Ann.) [%]']
    Returns_RSI_SMA['Profit Factor'].iloc[i]=resultados['Profit Factor']
    Returns_RSI_SMA['Win Rate [%]'].iloc[i]=resultados['Win Rate [%]']
    Returns_RSI_SMA['Trades'].iloc[i]=resultados['# Trades']

Returns_RSI_SMA
```

```

In [64]: #Impresión de resultados
print>Returns_RSI_SMA)

AverageReturns_RSI_SMA=np.mean>Returns_RSI_SMA['Return'])
print("Media de retornos: ", AverageReturns_RSI_SMA)

Average_BuyHoldReturn_RSI_SMA=np.mean>Returns_RSI_SMA['Buy & Hold Return'])
print("Media de retornos Buy & Hold: ",Average_BuyHoldReturn_RSI_SMA)

Ratio_RSI_SMA=AverageReturns_RSI_SMA/Average_BuyHoldReturn_RSI_SMA
print("Media Ratio (Retornos medios/Retornos medio Buy & Hold): ",Ratio_RSI_SMA)

Average_Sharpe_RSI_SMA=np.mean>Returns_RSI_SMA['Sharpe Ratio'])
print("Media Sharpe Ratio: ",Average_Sharpe_RSI_SMA)

Average_Ann_ret_RSI_SMA=np.mean>Returns_RSI_SMA['Return (annual)'])
print("Media de retornos anual: ",Average_Ann_ret_RSI_SMA)

Average_Ann_vol_RSI_SMA=np.mean>Returns_RSI_SMA['Volatility (annual)'])
print("Media de volatilidad anual: ",Average_Ann_vol_RSI_SMA)

Average_ProfitFactor_RSI_SMA=np.mean>Returns_RSI_SMA['Profit Factor'])
print("Media de Profit Factor: ",Average_ProfitFactor_RSI_SMA)

Average_WinRate_RSI_SMA=np.mean>Returns_RSI_SMA['Win Rate (%)'])
print("Media de Win Rate: ",Average_WinRate_RSI_SMA)

Average_Trades_RSI_SMA=np.mean>Returns_RSI_SMA['Trades'])
print("Media de Trades: ",Average_Trades_RSI_SMA)

```

## RSI + EMA

```
In [65]: ##creación de dataframes vacíos que se autorrellenarán al ejecutar el bucle. El nº de filas = 30 (tamaño de cartera deseado)
Returns_RSI_EMA = pd.DataFrame()
Returns_RSI_EMA['Stock']=[""]
Returns_RSI_EMA['Return']=[""]
Returns_RSI_EMA['Buy & Hold Return']=[""]
Returns_RSI_EMA['Sharpe Ratio']=[""]
Returns_RSI_EMA['Return (annual)']=[""]
Returns_RSI_EMA['Volatility (annual)']=[""]
Returns_RSI_EMA['Profit Factor']=[""]
Returns_RSI_EMA['Win Rate [%]']=[""]
Returns_RSI_EMA['Trades']=[""]
Returns_RSI_EMA
```

```
In [66]: ##se crea un bucle que, en cada iteración, descarga los datos correspondientes a cada ticker y limpia la estructura de los datos.
##sobre esos datos "limpios" se realiza el trading algorítmico, parametrizado en la función next()
for i in range(len(simbolo_cotizacion)):
    data = funcion_importacion(simbolo_cotizacion['Stock'].iloc[i], fechaComienzo, fechaFin)
    print(simbolo_cotizacion.iloc[i,0])
    data=data.iloc[:,1:7]
    del data["adjclose"]
    print(type(data))
    print(data)
    print(type(data))
    data = pd.DataFrame(data=data)
    print(type(data))

    ##se definen el número de observaciones pasadas empleadas por cada indicador
    RSI_parametro=14
    EMA_Corta=20
    EMA_larga=60

    #se crea la estrategia
    class RSI_EMA(Strategy):

        #Lo especificado en la función init() solo sucederá inicialmente y una única vez. Se crean el RSI Las medias móviles
        def init(self):
            self.EMAQuick=self.I(ta.EMA,self.data.Close,EMA_Corta)
            self.EMASlow=self.I(ta.EMA,self.data.Close,EMA_larga)
            self.RSI=self.I(ta.RSI,self.data.Close,RSI_parametro)

        #se establecen las reglas para órdenes de compra o de venta
        #se trata de las órdenes individuales combinadas

        def next(self):
            RSI_actual=self.RSI[-1]
            lower=30
            upper=70

            if RSI_actual < lower and self.EMAQuick[-1]>self.EMASlow[-1] and not self.position.is_long:
                self.buy()

            elif RSI_actual > upper and self.EMAQuick[-1]<self.EMASlow[-1] and self.position.is_long:
                self.position.close()

    bt=Backtest(data,RSI_EMA)
    resultados=bt.run()
    print(resultados)
    bt.plot()

    Returns_RSI_EMA['Stock'].iloc[i]=simbolo_cotizacion.iloc[i,0]
    Returns_RSI_EMA['Return'].iloc[i]=resultados['Return [%]']
    Returns_RSI_EMA['Buy & Hold Return'].iloc[i]=resultados['Buy & Hold Return [%]']
    Returns_RSI_EMA['Sharpe Ratio'].iloc[i]=resultados['Sharpe Ratio']
    Returns_RSI_EMA['Return (annual)'].iloc[i]=resultados['Return (Ann.) [%]']
    Returns_RSI_EMA['Volatility (annual)'].iloc[i]=resultados['Volatility (Ann.) [%]']
    Returns_RSI_EMA['Profit Factor'].iloc[i]=resultados['Profit Factor']
    Returns_RSI_EMA['Win Rate [%]'].iloc[i]=resultados['Win Rate [%]']
    Returns_RSI_EMA['Trades'].iloc[i]=resultados['# Trades']
    Returns_RSI_EMA
```





```

Tabla_comparativa['Return %'].iloc[3]=AverageReturns_EMA
Tabla_comparativa['Buy & Hold Return %'].iloc[3]=Average_BuyHoldReturn_EMA
Tabla_comparativa['Ratio (media returns / media buy&hold returns)'].iloc[3]=Ratio_EMA
Tabla_comparativa['Sharpe Ratio'].iloc[3]=Average_Sharpe_EMA
Tabla_comparativa['Return % (anual)'].iloc[3]=Average_Ann_ret_EMA
Tabla_comparativa['Volatility % (anual)'].iloc[3]=Average_Ann_vol_EMA
Tabla_comparativa['Profit Factor'].iloc[3]=Average_ProfitFactor_EMA
Tabla_comparativa['Win Rate %'].iloc[3]=Average_WinRate_EMA
Tabla_comparativa['Trades'].iloc[3]=Average_Trades_EMA

Tabla_comparativa['Return %'].iloc[4]=AverageReturns_BBands_RSI
Tabla_comparativa['Buy & Hold Return %'].iloc[4]=Average_BuyHoldReturn_BBands_RSI
Tabla_comparativa['Ratio (media returns / media buy&hold returns)'].iloc[4]=Ratio_BBands_RSI
Tabla_comparativa['Sharpe Ratio'].iloc[4]=Average_Sharpe_BBands_RSI
Tabla_comparativa['Return % (anual)'].iloc[4]=Average_Ann_ret_BBands_RSI
Tabla_comparativa['Volatility % (anual)'].iloc[4]=Average_Ann_vol_BBands_RSI
Tabla_comparativa['Profit Factor'].iloc[4]=Average_ProfitFactor_BBands_RSI
Tabla_comparativa['Win Rate %'].iloc[4]=Average_WinRate_BBands_RSI
Tabla_comparativa['Trades'].iloc[4]=Average_Trades_BBands_RSI

Tabla_comparativa['Return %'].iloc[5]=AverageReturns_BBands_SMA
Tabla_comparativa['Buy & Hold Return %'].iloc[5]=Average_BuyHoldReturn_BBands_SMA
Tabla_comparativa['Ratio (media returns / media buy&hold returns)'].iloc[5]=Ratio_BBands_SMA
Tabla_comparativa['Sharpe Ratio'].iloc[5]=Average_Sharpe_BBands_SMA
Tabla_comparativa['Return % (anual)'].iloc[5]=Average_Ann_ret_BBands_SMA
Tabla_comparativa['Volatility % (anual)'].iloc[5]=Average_Ann_vol_BBands_SMA
Tabla_comparativa['Profit Factor'].iloc[5]=Average_ProfitFactor_BBands_SMA
Tabla_comparativa['Win Rate %'].iloc[5]=Average_WinRate_BBands_SMA
Tabla_comparativa['Trades'].iloc[5]=Average_Trades_BBands_SMA

Tabla_comparativa['Return %'].iloc[6]=AverageReturns_BBands_EMA
Tabla_comparativa['Buy & Hold Return %'].iloc[6]=Average_BuyHoldReturn_BBands_EMA
Tabla_comparativa['Ratio (media returns / media buy&hold returns)'].iloc[6]=Ratio_BBands_EMA
Tabla_comparativa['Sharpe Ratio'].iloc[6]=Average_Sharpe_BBands_EMA
Tabla_comparativa['Return % (anual)'].iloc[6]=Average_Ann_ret_BBands_EMA
Tabla_comparativa['Volatility % (anual)'].iloc[6]=Average_Ann_vol_BBands_EMA
Tabla_comparativa['Profit Factor'].iloc[6]=Average_ProfitFactor_BBands_EMA
Tabla_comparativa['Win Rate %'].iloc[6]=Average_WinRate_BBands_EMA
Tabla_comparativa['Trades'].iloc[6]=Average_Trades_BBands_EMA

Tabla_comparativa['Return %'].iloc[7]=AverageReturns_RSI_SMA
Tabla_comparativa['Buy & Hold Return %'].iloc[7]=Average_BuyHoldReturn_RSI_SMA
Tabla_comparativa['Ratio (media returns / media buy&hold returns)'].iloc[7]=Ratio_RSI_SMA
Tabla_comparativa['Sharpe Ratio'].iloc[7]=Average_Sharpe_RSI_SMA
Tabla_comparativa['Return % (anual)'].iloc[7]=Average_Ann_ret_RSI_SMA
Tabla_comparativa['Volatility % (anual)'].iloc[7]=Average_Ann_vol_RSI_SMA
Tabla_comparativa['Profit Factor'].iloc[7]=Average_ProfitFactor_RSI_SMA
Tabla_comparativa['Win Rate %'].iloc[7]=Average_WinRate_RSI_SMA
Tabla_comparativa['Trades'].iloc[7]=Average_Trades_RSI_SMA

```

```

Tabla_comparativa['Return %'].iloc[8]=AverageReturns_RSI_EMA
Tabla_comparativa['Buy & Hold Return %'].iloc[8]=Average_BuyHoldReturn_RSI_EMA
Tabla_comparativa['Ratio (media returns / media buy&hold returns)'].iloc[8]=Ratio_RSI_EMA
Tabla_comparativa['Sharpe Ratio'].iloc[8]=Average_Sharpe_RSI_EMA
Tabla_comparativa['Return % (anual)'].iloc[8]=Average_Ann_ret_RSI_EMA
Tabla_comparativa['Volatility % (anual)'].iloc[8]=Average_Ann_vol_RSI_EMA
Tabla_comparativa['Profit Factor'].iloc[8]=Average_ProfitFactor_RSI_EMA
Tabla_comparativa['Win Rate %'].iloc[8]=Average_WinRate_RSI_EMA
Tabla_comparativa['Trades'].iloc[8]=Average_Trades_RSI_EMA

```

Tabla\_comparativa

In [70]: `## se obtienen los resultados del SP500 para comprobar si nuestra estrategia supera el benchmark`

```

datos=funcion_importacion('^GSPC', fechaComienzo, fechaFin)
datos

#se limpian los datos y se devuelve el rendimiento medio
SP500=datos.iloc[:,1:7]
del SP500["adjclose"]
print(type(SP500))
print(SP500)
print(type(SP500))
data = pd.DataFrame(data=SP500)
print(type(SP500))
return_sp500=((SP500.iloc[-1]-SP500.iloc[0])/SP500.iloc[0])*100
return_sp500['close']

```