



Facultad de Ciencias Económicas y Empresariales  
ICADE

**Diseño de una estrategia cuantitativa  
para superar al S&P 500 basada en  
criterios de *equity screening***

Autor: Rodrigo Villalpando Saiz  
Director: Ramón Bermejo Climent

MADRID | Junio 2025

## RESUMEN

Este Trabajo de Fin de Grado propone una estrategia cuantitativa para construir una cartera capaz de superar al S&P 500 mediante la integración de filtros fundamentales y asignación táctica de activos. La selección de valores se basa en criterios contables como el Piotroski F-Score y el Altman Z-Score, complementados por indicadores de solidez financiera y operativa, con el objetivo de identificar compañías robustas dentro del universo del índice. A partir de esta selección, se implementa una regla de *momentum* relativo que permite rotar dinámicamente entre renta variable y renta fija en función del comportamiento frente al índice LUATTRUU. La estrategia se prueba entre 2015 y 2024 utilizando herramientas como Bloomberg EQBT/EQBS y Python, mostrando una rentabilidad acumulada del 417,75 %, significativamente superior al *benchmark*, junto con menor volatilidad y un *Sharpe Ratio* más alto. El modelo demuestra robustez en distintos contextos económicos y se valida fuera de muestra. Su desempeño es contrastado con la Regla de Sahm para evaluar su comportamiento en entornos recesivos. Los resultados respaldan la utilidad de combinar análisis fundamental y señales de mercado para diseñar una alternativa eficiente a la gestión pasiva.

**Palabras clave:** *equity screening*, Piotroski, Altman, *momentum*, *tactical asset allocation*, S&P 500, Sharpe, Sahm.

## ABSTRACT

This bachelor's thesis proposes a quantitative strategy to build a portfolio that outperforms the S&P 500 by integrating fundamental filters with tactical asset allocation. The stock selection process is based on accounting criteria such as the Piotroski F-Score and the Altman Z-Score, complemented by financial and operational strength indicators, to identify robust companies within the index universe. From this selection, a relative momentum rule is implemented, allowing for dynamic rotation between equities and fixed income based on performance relative to the LUATTRUU index. The strategy is tested over the 2015–2024 period using tools such as Bloomberg EQBT/EQBS and Python, delivering a cumulative return of 417.75%, significantly above the benchmark, along with lower volatility and a higher Sharpe Ratio. The model proves robust across various economic regimes and is validated out-of-sample. Its performance is contrasted with the Sahm Rule to assess its behaviour during recessionary periods. The results support the usefulness of combining fundamental analysis and market signals to design an efficient alternative to passive investing.

**Keywords:** equity screening, Piotroski, Altman, momentum, tactical asset allocation, S&P 500, Sharpe, Sahm.

# ÍNDICE DE CONTENIDOS

<b>1</b>	<b><i>Introducción</i></b> .....	<b>6</b>
<b>2</b>	<b><i>Motivación e importancia del estudio</i></b> .....	<b>7</b>
<b>3</b>	<b><i>Objetivos</i></b> .....	<b>7</b>
<b>4</b>	<b><i>Marco Teórico</i></b> .....	<b>8</b>
<b>4.1</b>	<b>Contexto del mercado</b> .....	<b>8</b>
4.1.1	Relevancia del S&P 500 .....	9
4.1.2	Democratización de la inversión y Fintech .....	10
<b>4.2</b>	<b>Impacto de la política monetaria y ciclos económicos</b> .....	<b>10</b>
<b>4.3</b>	<b>Creación de una cartera diversificada</b> .....	<b>11</b>
4.3.1	Teoría moderna de carteras de Markowitz .....	12
4.3.2	Diversificación de carteras según Ross .....	13
<b>4.4</b>	<b>Principios de Equity Screening</b> .....	<b>14</b>
4.4.1	Piotroski F-Score .....	15
4.4.2	Altman Z-Score .....	18
4.4.3	Debate entre gestión pasiva vs activa y uso de Machine Learning en el screening .....	21
<b>4.5</b>	<b>Ponderación de carteras</b> .....	<b>21</b>
<b>4.6</b>	<b>Indicadores</b> .....	<b>22</b>
4.6.1	Ratio de Sharpe .....	22
4.6.2	Regla de Sahm .....	24
4.6.3	Indicadores de solidez operativa y financiera .....	26
4.6.4	Momentum .....	27
<b>5</b>	<b><i>Metodología</i></b> .....	<b>28</b>
<b>5.1</b>	<b>Espacio temporal del análisis</b> .....	<b>28</b>
5.1.1	Ciclos económicos .....	28
<b>5.2</b>	<b>Asignación táctica de activos</b> .....	<b>31</b>
<b>5.3</b>	<b>Definición de la estrategia</b> .....	<b>32</b>
<b>6</b>	<b><i>Evaluación de resultados</i></b> .....	<b>33</b>
<b>6.1</b>	<b>Buy and Hold Piotroski y Altman VS S&amp;P500</b> .....	<b>34</b>
<b>6.2</b>	<b>Análisis de la estrategia</b> .....	<b>36</b>
6.2.1	Comparación de la estrategia con el S&P 500 .....	38
6.2.2	Evaluación de la estrategia en los diferentes ciclos económicos .....	39
6.2.3	Evaluación de la Regla de Sahm .....	43
<b>7</b>	<b><i>Conclusiones</i></b> .....	<b>44</b>
<b>8</b>	<b><i>Recomendaciones y limitaciones</i></b> .....	<b>46</b>
<b>9</b>	<b><i>Declaración de Uso de Herramientas de Inteligencia Artificial Generativa en Trabajos Fin de Grado</i></b> .....	<b>48</b>
<b>10</b>	<b><i>Referencias</i></b> .....	<b>49</b>

## **INDICE DE ILUSTRACIONES**

<b>Ilustración 1:</b> Portfolio de riesgo óptimo de Markowitz.....	12
<b>Ilustración 2:</b> Fórmula del Altman Z-Score .....	19
<b>Ilustración 3:</b> peso de las acciones dentro del índice/portfolio en función de su capitalización de mercado .....	22
<b>Ilustración 4:</b> Fórmula para calcular el Sharpe Ratio .....	23
<b>Ilustración 5:</b> Gráfico de la Regla de Sahm y los periodos de recesión en los Estados Unidos	25
<b>Ilustración 6:</b> ciclos económicos de los 10 años del análisis. Incluye S&P500, tasa de paro total, tipo interés FED .....	29
<b>Ilustración 7:</b> Análisis de la estrategia de Piotroski y Altman contra el S&P 500 .....	34
<b>Ilustración 8:</b> Evolución Mensual del Número de Acciones Seleccionadas por Piotroski y Altman.....	35
<b>Ilustración 9:</b> selección de 5 acciones con las variables de la estrategia optimizadas .....	36
<b>Ilustración 10:</b> Resultado de la estrategia óptima ponderada por capitalización de mercado ...	37
<b>Ilustración 11:</b> Comparación gráfica y con datos de los resultados de la estrategia óptima con buy and hold del SPY .....	38
<b>Ilustración 12:</b> resultados obtenidos para la estrategia y el SPY en los periodos determinados	40
<b>Ilustración 13:</b> Gráfico comparativo de la estrategia y el SPY para el periodo de subida de tipos .....	40
<b>Ilustración 14:</b> Gráfico comparativo de la estrategia y el SPY para el Shock del COVID.....	41
<b>Ilustración 15:</b> Gráfico comparativo de la estrategia y el SPY para el periodo de subida de tipos .....	42
<b>Ilustración 16:</b> gráfico comparativo de la estrategia optimizada, la estrategia optimizada con Sahm y el SPY con los datos resultantes.....	43

## **INDICE DE TABLAS**

<b>Tabla 1:</b> Criterios del Piotroski F-Score .....	16
<b>Tabla 2:</b> Ratios del modelo Altman Z-Score .....	19

# 1 Introducción

En los mercados financieros, la selección de activos es un factor determinante para la rentabilidad y estabilidad de una cartera de inversión. Sin embargo, en un universo extenso como el del S&P 500, identificar empresas con fundamentos sólidos que puedan superar al índice de referencia en el largo plazo supone un desafío. Batir de forma consistente a este índice es una tarea compleja incluso para los profesionales: en 2024, el 65 % de los fondos activos de gran capitalización quedó por debajo del índice (Anu et Al., 2025). Para abordar esta cuestión, los modelos de *equity screening* permiten filtrar de manera sistemática aquellas compañías con mayor potencial, basándose en indicadores financieros que reflejan su solidez y capacidad de crecimiento.

Más allá de la mera intuición, distintos estudios han demostrado que el filtrado sistemático de empresas a partir de métricas contables puede generar ventajas sostenibles. El Piotroski F-Score evalúa la salud operativa mediante nueve señales que recompensan la rentabilidad, la liquidez y la eficiencia (Piotroski, 2000), mientras que el Altman Z-Score estima la probabilidad de insolvencia combinando cinco ratios clave (Altman, 1977). Al anclar la selección en criterios transparentes y replicables, estos filtros minimizan el sesgo humano y convierten la heterogénea constelación del S&P 500 en un subconjunto manejable de firmas financieramente robustas.

Ahora bien, la fortaleza fundamental no protege por sí sola frente a los vaivenes de ciclo y a los cambios abruptos en la liquidez del mercado. Por ese motivo, este Trabajo de Fin de Grado combina la selección contable, con una gestión táctica de la exposición basada en señales de *momentum* y en la rotación parcial hacia renta fija cuando las condiciones se deterioran.

Al integrar estos dos pilares—filtros fundamentales y *timing* dinámico—el proyecto aspira a demostrar que es posible construir una cartera concentrada, pero diversificada, capaz de superar al S&P 500 a lo largo de distintos entornos económicos sin incurrir en un nivel de riesgo excesivo.

## 2 Motivación e importancia del estudio

La elección de este tema de Trabajo de Fin de Grado se debe a un interés personal por analizar y entender cómo poder crear una estrategia de *trading* que sea capaz de conseguir lo más deseado por fondos o *traders*, que es superar el mercado. Siempre he tenido una enorme curiosidad por la bolsa y las finanzas y este trabajo me permite explorar y entender más acerca de ello. Además, también viene motivado por la sensación de que la inversión privada en renta variable ha experimentado un crecimiento durante los últimos años, no sólo en mi entorno cercano, sino que estoy seguro que también la gran mayoría de población con inquietudes de inversión. Siendo consciente del aumento de interés en el problema propuesto, es un buen momento de investigar y sacar conclusiones.

Este trabajo se propone demostrar que un sistema híbrido, que combine filtros fundamentales (Piotroski F-Score, Altman Z-Score) con técnicas de *machine learning* y un modelo de asignación dinámico frente a renta fija (Luatruu Index), puede no solo replicar la diversificación y liquidez del S&P500, sino también generar un retorno superior en el mismo marco temporal.

## 3 Objetivos

La presente investigación aborda la cuestión de si es posible superar de forma sistemática el rendimiento del S&P 500 mediante la aplicación de una estrategia tras un proceso cuantitativo de selección de acciones sustentado en la solidez financiera y operativa de las compañías. Para ello, se plantea la construcción de un sistema de *equity screening* que se base en la aplicación del Piotroski F-Score y el Altman Z-Score. Los objetivos específicos son:

- Diseñar un proceso de *equity screening* que combine el Piotroski F-Score, Altman Z-Score y otros indicadores para aislar compañías con fundamentos superiores dentro del S&P 500.
- Desarrollar una estrategia optimizada que se base en los resultados del *screening* con el objetivo de obtener más rendimiento que el S&P 500
- Construir una cartera diversificada que replique diariamente el uso de la estrategia óptima y contrastar los resultados con el S&P 500 en el mismo periodo de tiempo.

- Medir el desempeño de la estrategia frente al índice en diferentes ciclos económicos observados en el marco temporal.
- Evaluar la aportación de indicadores laborales, en específico la Regla de Sahm, verificando su robustez para predecir recesiones.

Los resultados aspiran a demostrar que la integración disciplinada de filtros fundamentales y reglas de gestión táctica puede traducirse en un perfil riesgo-retorno más eficiente que el de la exposición pasiva al S&P 500, aportando evidencia empírica sobre la viabilidad de este tipo de enfoques en la gestión activa de carteras.

## 4 Marco Teórico

### 4.1 Contexto del mercado

El mercado de valores de Estados Unidos representa uno de los componentes más significativos del sistema financiero global, tanto por su tamaño como por su influencia en la economía mundial. Con una capitalización bursátil que supera el 40 % del total global y niveles de negociación diaria que duplican a los de Europa y Asia combinadas, la estructura estadounidense ofrece una sofisticada red de bolsas, sistemas alternativos de negociación y mercados OTC que atraen tanto a emisores corporativos como a inversores institucionales (World Bank, 2023; Ghosh & Saygili, 2022). A través de los mercados bursátiles, las empresas acceden a financiación para sus proyectos de expansión y crecimiento, mientras que los inversores pueden asignar su capital de manera eficiente en busca de retornos ajustados al riesgo.

Dentro de este contexto, los índices bursátiles desempeñan un papel fundamental al ofrecer referencias objetivas para evaluar el comportamiento agregado de las acciones y proporcionar un marco de análisis tanto para la inversión pasiva como activa. Todo ello crea un entorno donde la innovación financiera—desde los ETF hasta los mercados de derivados liquidados en cámara de compensación—puede escalar rápidamente, mientras que los costes de transacción se mantienen entre los más bajos del mundo (Harris & Piwowar, 2020). Para los investigadores y profesionales que diseñan estrategias basadas en *screening* de factores, este contexto se traduce en series históricas extensas y datos

granulares, elementos que respaldan la relevancia del S&P 500 como principal referencia para evaluar desempeño y riesgo.

#### **4.1.1 Relevancia del S&P 500**

El índice S&P 500 es el índice de grandes capitalizaciones de Estados Unidos, que incluye las 500 compañías de mayor capitalización del país y representa cerca del 80% de dicha capitalización de mercado (Reiff, 2020). Este índice posee dos características relevantes para elegirlo como índice de estudio:

- Elevada liquidez: las compañías del S&P 500 generan volúmenes de negociación diarios muy altos. Por ejemplo, el ETF SPY, que replica el S&P 500, acumula más de 612.500 millones de dólares en activos bajo gestión y promedia alrededor de 75 millones de acciones negociadas al día por lo que es prácticamente imposible percibir impacto de mercado al ejecutar operaciones (Nasdaq, 2025).
- Calidad y profundidad de los datos: el seguimiento institucional del S&P500 garantiza no solo la disponibilidad de series históricas de precios, sino también datos fundamentales (balances, cuentas de resultados y flujos de caja) con carácter trimestral y anual como requerimiento de la SEC (*Securities and Exchange Commission*). Los reportes 10-K (anuales) y 10-Q (trimestrales) favorecen la transparencia, el análisis y la comparabilidad para inversores y profesionales del mercado (SEC, 2025).

La relevancia del S&P 500 en el contexto de estrategias de selección de acciones y construcción de carteras radica en su diversidad sectorial y en la representatividad de sus componentes. El S&P 500 agrupa 500 empresas distribuidas en 11 sectores según la clasificación GICS (*Global Industry Classification Standard*), desde Tecnología de la Información hasta *Utilities* y *Real Estate*, lo que permite abarcar las principales áreas de la economía de Estados Unidos con criterios homogéneos de clasificación (GICS, 2023). Gracias a esta diversidad, el índice permite una mejor diversificación, reduciendo la exposición a riesgos idiosincráticos específicos de empresas individuales o sectores concretos.

Además, la ponderación por capitalización ajustada por flotación otorga mayor relevancia a los sectores de mayor tamaño de mercado, creando un *mix* en el que los cuatro sectores más grandes: tecnología de la Información, Servicios de Comunicación, Servicios

Financieros y Consumo Discrecional concentran más del 60 % del peso total del índice. A mayo de 2025, estos cuatro sectores representaban conjuntamente un 66,1 % del S&P 500, mientras que sectores tradicionalmente menos ponderados, como energía, *utilities* y *real estate*, apenas alcanzaban un 7,6 % combinado (Navin, 2025).

Por último, la disponibilidad de datos históricos detallados y la amplia aceptación institucional del índice S&P 500 fortalecen su idoneidad como *benchmark* para la evaluación de estrategias de inversión activa.

#### **4.1.2 Democratización de la inversión y Fintech**

En las últimas décadas, el acceso a los mercados bursátiles ha dejado de ser patrimonio exclusivo de inversores institucionales y pocos inversores privados para convertirse en una realidad al alcance de millones de pequeños ahorradores, gracias al auge de las plataformas *fintech* y las *apps* de *trading* móvil. Según un estudio de Brière (2023), el porcentaje de volumen de negociación atribuido a inversores minoristas en EE. UU. pasó de menos del 10 % en 2010 a más del 18 % en los últimos años, impulsado por la sencillez y la gratuidad de operar desde un smartphone.

Esta democratización se refleja en la apertura masiva de cuentas: en los últimos dos años aproximadamente 30 millones de nuevos inversores minoristas se sumaron al mercado, alcanzando un 25 % del volumen total de operaciones en 2021 (Einhorn et Al., 2023). Este flujo creciente de capital *retail* hacia productos financieros, y muy probablemente al S&P 500, no solo ha elevado la liquidez, sino que también ha modificado el perfil de volatilidad y los patrones de demanda de activos, convirtiendo al índice en un fiel reflejo de la interacción entre inversores profesionales y minoristas y subrayando la necesidad de que cualquier sistema de *screening* cuantitativo considere estos nuevos flujos de mercado.

## **4.2 Impacto de la política monetaria y ciclos económicos**

El objetivo de la política monetaria de la Reserva Federal es su doble mandato de estabilidad de precios y pleno empleo (FED, 2021). Esta política actúa como un marco de incentivos que se transmite a través del tipo libre de riesgo, las expectativas de inflación y la prima por riesgo de liquidez. Estudios recientes demuestran que los ciclos

de subidas y bajadas de tipos alteran la estructura temporal de rendimientos y el coste de capital de forma casi inmediata. Más del 40 % de la volatilidad diaria del S&P 500 en los días de anuncio se explica por sorpresas de políticas monetarias, mientras que la reacción de los activos de larga duración queda amplificada cuando las subidas son rápidas y sincronizadas (Thorbecke, 2023).

La evolución de la política monetaria de la Reserva Federal (FED) ejerce una influencia determinante sobre la rentabilidad relativa de distintos segmentos del mercado accionario. Durante los ciclos de endurecimiento (*tightening*), cuando la FED incrementa los tipos de interés para contener la inflación, los factores de *quality* y las compañías de gran capitalización tienden a mostrar mayor resiliencia, mientras que las *small caps* y las acciones de *growth* sufren descuentos más grandes debido al mayor coste de financiación y a la elevación de las tasas de descuento sobre flujos futuros (Ballard, 2024).

Por el contrario, en fases de relajación (*easing*), la reducción de los tipos de interés impulsa con especial fuerza a las *small caps* y a las empresas con deuda flotante, que se benefician de menores costes financieros. De hecho, análisis históricos revelan que en los 12 meses posteriores al primer recorte de tipos de cada ciclo desde 1929, el S&P 500 registró rendimientos positivos en 12 de 14 ocasiones, con un alza media superior al 10% (Sonders & Gordon, 2024). Simultáneamente, los factores *value*, *momentum*, *low volatility* y *quality* mostraron ganancias consistentes a tres, seis y doce meses tras el *easing* (Northern Trust, 2022).

Este comportamiento diferenciado a lo largo de los ciclos monetarios hace imprescindible validar los sistemas de *equity screening* bajo escenarios alternos de *tightening* y *easing*. Solo así se puede asegurar la robustez de las señales generadas.

### **4.3 Creación de una cartera diversificada**

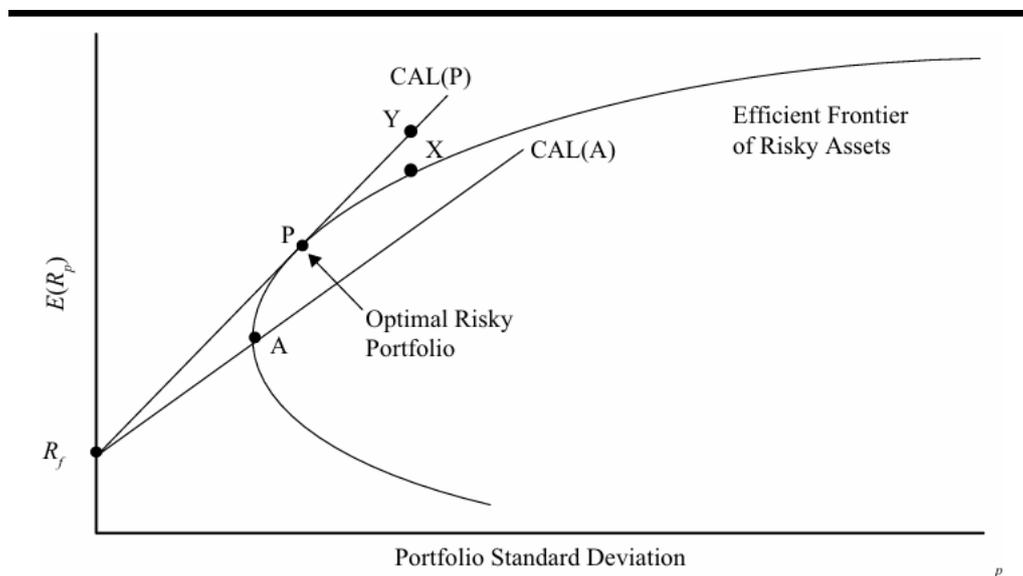
La diversificación constituye un principio fundamental en la construcción de carteras de inversión, cuyo objetivo es reducir el riesgo total mediante la combinación de activos que presenten correlaciones imperfectas entre sí. En el marco de este Trabajo de Fin de Grado, la creación de una cartera diversificada se plantea como una fase esencial para validar la hipótesis de que una selección sistemática de acciones basada en sólidos fundamentos

financieros puede superar, en términos de rendimiento ajustado al riesgo, al índice S&P 500. Por esto se van a analizar dos grandes teorías de diversificación de carteras.

### 4.3.1 Teoría moderna de carteras de Markowitz

En el proceso de construcción de una cartera de inversión, la diversificación permite reducir el riesgo total sin sacrificar proporcionalmente la rentabilidad esperada. Desde la perspectiva de la teoría moderna de carteras, este efecto se explica por la relación entre los activos que componen el *portfolio*. Cuando dos activos están perfectamente correlacionados (correlación  $\rho = 1$ ), el conjunto de combinaciones posibles entre ellos se representa como una línea recta en el plano riesgo-retorno, reflejando que no existe ganancia en términos de diversificación. Sin embargo, cuando los activos no están perfectamente correlacionados, la varianza del *portfolio* es inferior al promedio ponderado de las varianzas individuales. Esta propiedad da lugar a una curva convexa hacia la izquierda del plano, indicando una reducción efectiva del riesgo agregado del *portfolio* (Markowitz, 1952).

*Ilustración 1: Portfolio de riesgo óptimo de Markowitz*



*Fuente: gráfico extraído del CFA (CFA Program Curriculum Level I Volume 2, p. 41, 2024).*

En la construcción de carteras diversificadas, especialmente orientadas a optimizar la relación riesgo-retorno, resulta fundamental comprender la estructura de la frontera de

mínima varianza (*minimum-variance frontier*). Esta curva representa el conjunto de carteras que ofrecen la menor varianza posible (es decir, el menor riesgo) para cada nivel dado de rentabilidad esperada. Un inversor averso al riesgo, enfrentado a distintas carteras con la misma rentabilidad, elegirá aquella situada sobre la frontera de mínima varianza, ya que proporciona el menor nivel de volatilidad accesible. El punto más a la izquierda de esta curva es conocido como el *Global Minimum-Variance Portfolio*, y corresponde a la cartera de activos de riesgo con la menor varianza posible entre todas las combinaciones factibles. Ninguna otra cartera formada exclusivamente por activos de riesgo puede tener menor riesgo que esta (*CFA Program Curriculum Level I Volume 2*, p. 37-40, 2024).

No obstante, no todas las carteras en esta frontera son óptimas. La parte superior de la curva, que se encuentra por encima y a la derecha del punto de mínima varianza global, constituye la denominada frontera eficiente de Markowitz (*Markowitz Efficient Frontier*). Esta sección incluye todas las carteras que, para un nivel dado de riesgo, ofrecen el mayor rendimiento posible, y que por tanto resultan preferibles para inversores racionales y aversos al riesgo. A medida que se incrementa el riesgo, también lo hace el rendimiento esperado; sin embargo, el incremento marginal en rentabilidad disminuye progresivamente, reflejando un fenómeno de retornos decrecientes frente al riesgo adicional asumido (*CFA Program Curriculum Level I Volume 2*, p. 40-43, 2024). Este principio guía la selección de carteras eficientes dentro de una estrategia de inversión activa, como la desarrollada en este trabajo, orientada a superar el índice S&P 500 mediante una combinación óptima de acciones seleccionadas con criterios fundamentales.

#### **4.3.2 Diversificación de carteras según Ross**

En la definición de su teoría de diversificación de carteras, Stephen Ross (2002) mantiene que la diversificación consiste en repartir la inversión entre varios activos y de esta manera, formar una cartera con los activos suficientes para eliminar parte del riesgo. Dicho de otro modo, cuando un inversor reemplaza la apuesta por un único título a un conjunto amplio y heterogéneo, reduce la exposición a acontecimientos que pueden afectar a cada empresa por separado.

Ross (2002) añade la descomposición del riesgo total en dos partes:

- Riesgo sistemático o no diversificable: se define como aquel que influye en un gran número de activos. Se origina en factores macroeconómicos, como variaciones de PIB, inflación o tipos de interés que repercuten en mayor o menor medida sobre casi todas las empresas. Dado su alcance general, no desaparece por mucho que amplíemos el número de títulos. En consecuencia, para una cartera que esté bien diversificada, la desviación típica residual refleja casi exclusivamente este tipo de riesgo.
- Riesgo no sistemático o diversificable: en contraste, el riesgo no sistemático afecta a un solo activo o a un pequeño grupo. Proviene de sucesos particulares, como la salida de un equipo directivo o un litigio de responsabilidad, cuyos efectos se concentran en la empresa implicada y quizá en sus competidores directos. Al combinar activos distintos, estos eventos únicos, que pueden ser positivos o negativos, pueden llegar a contrarrestarse una vez se tengan varios valores, por lo que una cartera bien diversificada prácticamente carece de riesgo no sistemático.

Por último, Ross subraya que el beneficio de aumentar el número de activos en la cartera se agota rápidamente. La mayor diferencia en la desviación estándar se ve al añadir los primeros 10 activos a la cartera y a partir de 30 apenas queda ventaja adicional. Sin embargo, no hay un número o rango que represente la verdad absoluta. Estudios posteriores como el de Alexeev y Tapon (2013), que simula carteras diarias en cinco mercados desarrollados comparando métricas de riesgo, concluye que el tamaño recomendado al 90% de confianza sube hasta los 38-52 valores. Otros estudios como el de Marsh (2024) coincide con Ross en que un número pequeño de entre 10 y 20 acciones puede imitar el mercado en términos de desviación típica, pero se añade el concepto de que es un número insuficiente para imitar los retornos del mercado. Además del riesgo, mide el *tracking error* frente a un índice y concluye que incluso con 100 acciones, no se consiguen los mismos resultados.

#### **4.4 Principios de *equity screening***

El proceso de *equity screening* consiste en la aplicación sistemática de un conjunto de criterios para reducir un universo amplio de inversión a un subconjunto más manejable de activos con características específicas. Esta técnica permite filtrar acciones en función de métricas tanto de valoración como de fundamentos contables, con el objetivo de

identificar oportunidades de inversión que se ajusten a determinados perfiles de riesgo, rentabilidad o estabilidad financiera. La utilización de herramientas de *equity screening* para realizar este filtrado se ha convertido en una práctica habitual dentro de numerosas estrategias de selección de acciones, debido a su eficiencia operativa (*CFA Program Curriculum Level II Volume 4*, p. 181-184, 2024).

Para clarificar este concepto, una buena forma es verlo desde el punto de vista de encontrar empresas con consideraciones ESG. A lo largo de los últimos años, este proceso de *equity screening* ha cobrado importancia en este ámbito, donde se busca identificar a empresas que cumplan ciertos estándares como estrategia de inversión. En este contexto, históricamente se ha empleado más el screening negativo o de exclusión, que representa la práctica de excluir ciertos sectores o empresas que no cumplen con determinados principios éticos o sostenibles, como los Derechos Humanos o la protección ambiental. Sin embargo, recientemente la evolución de estas estrategias ha llevado a un enfoque más proactivo, apareciendo así el *screening* positivo o *best-in-class*, donde se tiende a priorizar aquellas organizaciones que presentan un mejor desempeño relativo en cuanto a la gestión de riesgos y oportunidades vinculadas a factores ESG dentro de su sector. (*CFA Program Curriculum Level III Volume 3*, p. 150-152, 2024).

Para el presente trabajo, se va a adoptar un enfoque de *equity screening* que se basa en la evaluación de la calidad fundamental de las empresas, con el fin de identificar aquellas con mayor solidez financiera y menor riesgo de solvencia. Para ello, se emplearán principalmente 2 herramientas ampliamente utilizadas y reconocidas en el análisis cuantitativo: el Piotroski F-score y el Altman Z-score. Ambos permiten estructurar filtros objetivos y con respaldo empírico, que resulta de valor en nuestro amplio universo de inversión amplio como es el S&P500. De esta forma se alineará el *portfolio* resultante con criterios de calidad que han demostrado su relevancia en la predicción del rendimiento ajustado al riesgo.

#### **4.4.1 Piotroski F-Score**

El Piotroski F-Score es una medida agregada diseñada para evaluar la fortaleza financiera general de una empresa mediante nueve criterios fundamentales obtenidos de estados financieros históricos. Estos criterios se agrupan en tres grandes áreas: rentabilidad, apalancamiento/liquidez y eficiencia operativa. El objetivo principal de esta métrica es

separar las empresas "ganadoras", aquellas con sólidos fundamentos, de las "perdedoras", que tienen fundamentos financieros más débiles. Cada criterio se puntúa de forma binaria con un valor de 1 si la señal es positiva (favorable para la empresa) y 0 si es negativa, resultando en una puntuación total entre 0 y 9. La métrica fue diseñada para identificar empresas subvaloradas que tienen mayores probabilidades de experimentar mejoras en sus resultados operativos (Piotroski, 2000).

En la tabla a continuación se muestra la estrategia de Piotroski en los 9 criterios que él emplea para crear su F-Score. Se desglosan las métricas en las áreas de análisis, se determina para cada criterio una breve explicación de lo que mide y los valores que debe tomar para recibir una puntuación favorable. El F-Score resultante para cada empresa será la suma de todas las señales positivas resultantes tras el análisis de sus estados financieros. Cuanto mayor sea el resultado global del F-Score, más se acerca la empresa a ser calificada como empresa con fundamentos sólidos.

*Tabla 1: Criterios del Piotroski F-Score*

Área de Análisis	Criterio	Explicación del Criterio	Señal Positiva (1)
Rentabilidad	ROA	Retorno sobre activos positivo en el último año	$ROA > 0$
Rentabilidad	CFO	Flujo de caja operativo positivo en el último año	$CFO > 0$
Rentabilidad	$\Delta ROA$	Mejora en el retorno sobre activos respecto al año anterior	$\Delta ROA > 0$
Rentabilidad	Accruals	Flujo de caja operativo mayor que el resultado neto (menores ajustes contables)	$CFO > \text{Resultado neto}$

Apalancamiento/ Liquidez	$\Delta$ Apalancamiento	Disminución del ratio de deuda a largo plazo sobre activos promedio	Leverage actual < Leverage anterior
Apalancamiento/ Liquidez	$\Delta$ Liquidez	Aumento en la razón corriente respecto al año anterior	Current Ratio actual > Current Ratio anterior
Apalancamiento/ Liquidez	Emisión de acciones	No ha emitido acciones nuevas durante el año	No emisión de acciones
Eficiencia Operativa	$\Delta$ Margen bruto	Incremento del margen bruto respecto al año anterior	Margen bruto actual > Margen bruto anterior
Eficiencia Operativa	$\Delta$ Rotación de activos	Aumento en la rotación de activos (ventas / activos) respecto al año anterior	Asset Turnover actual > Asset Turnover anterior

*Fuente: Elaboración propia en base a los criterios de Piotroski (2002)*

El Piotroski F-Score se utiliza principalmente en estrategias de inversión fundamentadas en seleccionar empresas que, pese a estar aparentemente subvaloradas (que tengan un ratio *book to market* alto), muestran solidez financiera según criterios contables. La utilidad práctica del F-Score radica en su capacidad para mejorar los retornos de un inversor al identificar proactivamente empresas cuyo desempeño financiero futuro será probablemente favorable, mientras que evita las empresas con problemas financieros subyacentes. La metodología original aplicada por Piotroski mostró que al utilizar este indicador en el periodo entre 1976 y 1996, se logró un incremento promedio anual del retorno del inversor de al menos un 7,5%, destacando la efectividad de esta herramienta para anticipar mejoras futuras en la rentabilidad de las empresas (Piotroski, 2020).

Después de Piotroski, el F-score se ha utilizado en diversas investigaciones que han confirmado su aplicabilidad con éxito al objetivo de batir un índice de referencia.

Además, estos estudios se han llevado a cabo en empresas no estadounidenses, seleccionando un universo de inversión diferente al de su creador Piotroski. En este caso, el estudio se llevó a cabo en mercados emergentes y desarrollados como los países BRIC, Reino Unido y Alemania. El resultado fue que el 68,4% de las empresas con puntuaciones altas obtuvieron un rendimiento superior al índice de referencia correspondiente, promediando un 8,2% (valor absoluto) de ganancia respecto al índice (Eremenko, 2017).

Cabe mencionar también el estudio de Walkshäusl, donde, de manera similar al estudio de Eremenko, los hallazgos derivados del análisis internacional muestran que el Piotroski F-Score mantiene una poderosa capacidad predictiva de rentabilidad más allá del mercado de Estados Unidos. En su estudio, se generan primas anuales de retorno que rondan el 9,9 % en mercados desarrollados (EAFE) y el 12,0 % en emergentes. Esta relación positiva entre puntuaciones altas y rendimientos superiores se mantiene constante al aplicar ajustes de riesgo tanto con carteras igual-ponderadas, como valor-ponderadas, y persiste tras controlar por factores clásicos como tamaño, *book-to-market* y *momentum*. Además, el efecto perdura en segmentos *small-cap*, *mid-cap* y *large-cap*, lo que subraya la universalidad del F-Score como indicador de fortaleza fundamental y la hipótesis de que la información contable se incorpora de forma gradual al precio de las acciones (Walkshäusl, 2020).

Por todo lo dicho en este apartado, el Piotroski F-Score, se postula como una herramienta global eficaz y globalmente válida de generar rentabilidad mediante la selección de empresas acorde a sus criterios.

#### **4.4.2 Altman Z-Score**

El modelo Z-score de Altman, introducido en 1968, es una herramienta clásica desarrollada para estimar la probabilidad de quiebra de una empresa mediante la combinación de múltiples ratios financieros en un único indicador. Este modelo aplica técnicas de análisis discriminatorio para diferenciar entre dos grupos de empresas, las *bankrupt* y las *non-bankrupt*, basándose en su perfil financiero (Altman, 1968).

Para construir el Z-Score, Altman seleccionó 5 ratios clave y estimó sus coeficientes mediante discriminación lineal sobre muestras de empresas manufactureras, clasificándolas hasta dos años antes de su posible quiebra. (Altman, 1968). La fórmula resultante es una regresión lineal múltiple que se define así:

*Ilustración 2: Fórmula del Altman Z-Score*

$$\text{Z-Score} = 1.2 \cdot \left( \frac{\text{Net Working Capital}}{\text{Total Assets}} \right) + 1.4 \cdot \left( \frac{\text{Retained Earnings}}{\text{Total Assets}} \right) + 3.3 \cdot \left( \frac{\text{EBIT}}{\text{Total Assets}} \right) + 0.6 \cdot \left( \frac{\text{Market Value of Equity}}{\text{Book Value of Liabilities}} \right) + 1.0 \cdot \left( \frac{\text{Sales}}{\text{Total Assets}} \right)$$

*Fuente: Elaboración propia con los ratios clave expuestos por Altman (1968)*

Los cinco ratios que componen el modelo de Altman representan distintas dimensiones clave del análisis financiero: liquidez, rentabilidad, apalancamiento y eficiencia operativa. (CFA Program Curriculum Level II, Vol. 2, p. 329, 2024). En la tabla inferior se muestra la información de cada ratio así como la dimensión a la que pertenecen.

*Tabla 2: Ratios del modelo Altman Z-Score*

<b>Ratio</b>	<b>Dimensión</b>	<b>Definición</b>
Net Working Capital / Total Assets	Liquidez	Evalúa el riesgo de liquidez a corto plazo.
Retained Earnings / Total Assets	Rentabilidad	Indica la rentabilidad acumulada y el grado de madurez de la empresa.
EBIT / Total Assets	Rentabilidad	Mide la rentabilidad generada por los activos antes de intereses e impuestos.
Market Value of Equity / Book Value of Liabilities	Apalancamiento	Refleja la capacidad de solvencia de la empresa; valores altos implican menor riesgo financiero.
Sales / Total Assets	Eficiencia operativa	Mide la capacidad de la empresa para generar ingresos a partir de sus activos.

*Fuente: Elaboración propia a raíz del CFA ((CFA Program Curriculum Level II, Vol. 2, p. 328-329, 2024).*

Con el objetivo de interpretar los resultados, se establece una manera de interpretar el *cut-off*. Altman estableció que los valores de  $Z > 2,99$  clasifican de forma clara y segura a las empresas como solventes en la zona de *non-bankrupt*, mientras que los valores de  $Z < 1,81$  indican una alta probabilidad de baja solvencia entrando en la zona de *bankrupt*. Por otro lado, el intervalo medio  $1,81 < Z < 2,99$  se definió como “zona de ignorancia”, donde la clasificación era menos confiable debido a solapamientos en los datos observados. (*CFA Program Curriculum Level II Vol 2*, p. 329, 2024; Altman, 1968). Analizando en profundidad esta “zona de ignorancia” para poder dar un resultado más preciso e interpretable acerca del Z-Score, Altman (1968) determina el punto  $Z > 2,675$  como el punto que mejor discrimina entre las empresas que entran en la zona *non-bankrupt* y las que no.

En cualquier caso, Altman deja claro que la “zona de ignorancia” es interpretable a cada caso y en un estudio posterior de 1977, junto a otros autores, destaca que los puntos de corte pueden ajustarse de forma lógica según las probabilidades de quiebra a priori y los costes esperados por errores de clasificación. Por ejemplo, en un contexto favorable, un analista de préstamos podría reducir el umbral, mientras que un gestor de carteras, preocupado por litigios o pérdida de valor, podría incrementarlo. Incluso los auditores podrían bajar el *cut-off* dependiendo de los costes relativos entre calificar o no a una empresa en quiebra (Altman et Al., 1977).

Estudios posteriores al de Altman han confirmado que este *cut-off* se puede ajustar y ofrecer flexibilidad dependiendo del universo de inversión que se quiera estudiar con el objetivo de obtener resultados óptimos. Es el ejemplo de Rance (1999) y Anjum (2012), quienes estudian la aplicación de Altman para empresas privadas y mercados emergentes, descubriendo que en ambos es más efectivo bajar el umbral entre la zona de *bankruptcy* y la “zona de ignorancia”.

Según lo visto en este apartado, el Altman Z-Score destaca no solo por su eficacia, sino también por su versatilidad. Su capacidad de evaluación de la probabilidad de quiebra de las empresas ha sido demostrada a lo largo de los años, convirtiéndola en una valiosa métrica para el análisis fundamental financiero.

#### **4.4.3 Debate entre gestión pasiva vs activa y uso de *Machine Learning* en el screening**

A lo largo de las últimas dos décadas, la gestión pasiva ha ido ganando terreno frente a la activa. En agosto de 2019, por primera vez los activos gestionados de forma pasiva en fondos de renta variable de Estados Unidos (indexados a índices como el S&P 500) alcanzaron los 4,27 billones USD, superando los 4,25 billones USD de la gestión activa (Piper, 2019). Al cierre de 2023, Morningstar informó que los fondos pasivos cerraron el año con más activos bajo gestión que los activos activos (Sabban, 2024). Una de las razones clave de esta migración es la diferencia entre ratios de gastos: mientras que los fondos pasivos promedian un *expense ratio* de apenas el 0,06 %, los vehículos de inversión activa cargan comisiones entorno al 0,68 % (Clark, 2025).

Aun así, la gestión activa, y en especial los active ETFs, no ha desaparecido. Los activos en ETFs gestionados activamente han pasado de 81.000 MUSD en 2019 a 631.000 MUSD en 2024, con previsiones de 1.239 billones USD en 2027 (Morningstar, 2025). Esto indica que, pese a la tendencia dominante hacia lo pasivo, existe un nicho para estrategias que prometen batir al mercado mediante análisis avanzado y selección activa de títulos.

En este contexto híbrido entre gestión pasiva y activa, el *Machine Learning* puede ofrecer herramientas potentes para diseñar sistemas de screening cuantitativo más sofisticados y automatizados.

### **4.5 Ponderación de carteras**

Cuando ya se ha diversificado la cartera y se sabe el universo de acciones donde se puede invertir, hay que decidir cómo se va a distribuir el capital disponible entre los activos. Hay varias formas de construir una cartera ponderada en base a diferentes criterios. En este trabajo vamos a hablar de dos principales: una cartera igual ponderada, o valor ponderada.

Una cartera igual ponderada (*equal-weighted*) asigna el mismo peso a cada valor del universo, de modo que cada acción o bono representa  $1/N$  del total de la cartera (donde  $N$  es el número de valores). Al construirse de esta forma, tras la compra inicial sus ponderaciones dejan de ser iguales conforme varían los precios, por lo que exigen rebalances frecuentes para mantener el peso  $1/N$ . Este método es valorado por su

simplicidad, pero también tiene desventajas importantes. Los valores de gran capitalización quedan subrepresentados, mientras que los valores pequeños se sobreexponen, lo que genera un sesgo hacia compañías de menor capitalización y mayor volatilidad (*CFA Program Curriculum 2024: Level I, Vol. 3, p. 318-322, 2024*).

Por otro lado, está la cartera valor ponderada (*market-cap* or *value-weighted*), en donde el peso de cada acción dentro del índice o *portfolio* es proporcional a su capitalización de mercado, calculado de la siguiente manera:

*Ilustración 3: peso de las acciones dentro del índice/portfolio en función de su capitalización de mercado*

$$w_i = \frac{Q_i \times P_i}{\sum_{j=1}^N Q_j \times P_j}$$

*Fuente: elaboración propia siguiendo el CFA (CFA Program Curriculum Level I Vol 3, p. 322, 2024).*

En la fórmula,  $Q_i$  es el número de acciones en circulación de la compañía  $i$ , y  $P_i$  su precio por acción, dividido entre  $\sum_{j=1}^N Q_j * P_j$ , que es el valor de la suma de la capitalización de mercado de las acciones dentro de la cartera. De esta manera, las empresas más grandes en términos de valor bursátil tienen una mayor influencia sobre el rendimiento del índice, y al ponderar por tamaño, suele requerir menos rebalances que el *equal-weighting*. Además, ofrece mayor capacidad de inversión y menor sesgo de liquidez, pues las participaciones más líquidas, grandes empresas, pesan más en la cartera (*CFA Program Curriculum Level I Vol 3, p. 322, 2024*).

## 4.6 Indicadores

### 4.6.1 Ratio de Sharpe

El ratio de Sharpe o *Sharpe Ratio* nació como respuesta a la necesidad de medir el desempeño ajustado por riesgo de los fondos de inversión en el marco de la teoría media-varianza. En su artículo fundacional, William F. Sharpe (1966) propuso comparar el exceso de rentabilidad de un activo sobre la de un activo libre de riesgo con la volatilidad

de ese exceso, ofreciendo así una medida unidimensional de la recompensa obtenida por cada unidad de riesgo asumido (Sharpe, 1966).

La fórmula matemática para calcular el *Sharpe Ratio* es la siguiente:

*Ilustración 4: Fórmula para calcular el Sharpe Ratio*

$$S = \frac{E(R_p - R_f)}{\sigma_p}$$

*Fuente: Elaboración propia en base a Sharpe (1966)*

En la fórmula superior,  $E(R_p - R_f)$  es la rentabilidad media del *portfolio* por encima de la tasa libre de riesgo (*risk-free rate*). La  $\sigma_p$ , es la desviación estándar de ese exceso de rentabilidad. El numerador captura la prima de riesgo, mientras que el denominador refleja la incertidumbre sobre esa prima. El cociente conecta rentabilidad y dispersión en una sola cifra, facilitando la comparación de estrategias heterogéneas (Sharpe, 1966). Además, el CFA Institute subraya que el ratio puede usarse antes del suceso, cuando se utilizan métricas esperadas para  $R_p$  y  $\sigma_p$ , o después, empleando promedios históricos y la desviación muestral observada. Esto indica que el *Sharpe Ratio* nos puede dar una perspectiva tanto prospectiva como retrospectiva (*CFA Program Curriculum Level II, Vol. 6, p. 95-96, 2024*).

Desde su publicación, el índice se popularizó rápidamente entre académicos y profesionales por su simplicidad operativa y poder comunicativo: permite condensar en un único número la relación “recompensa-riesgo” y facilita la construcción de rankings entre fondos con políticas de inversión muy dispares (Sharpe, 1998; Elton & Gruber, 1997). Para que sea comparable entre series con frecuencias distintas, los analistas suelen anualizar el *Sharpe Ratio*, multiplicando la media mensual por  $n$  y aplicando una raíz- $n$  al denominador. No obstante, el CFA advierte que este escalado ignora la naturaleza compuesta de los retornos y solo es técnicamente exacto si los rendimientos son independientes y log-normales, siendo válido si se comparan carteras con la misma metodología. Además, la elección de la tasa libre de riesgo varía según el horizonte temporal de la inversión (Bodie et Al., 2014; *CFA Program Curriculum 2024, Level II, Vol. 6, p. 96-98, 2024*).

El *Sharpe Ratio* también presenta algunos problemas, siendo uno de ellos el de la manipulación. Goetzmann et Al. (2007) hablan de que los gestores tienen el poder inflar artificialmente esta métrica. Demostraron que vendiendo opciones *out-of-the-money*, incrementando así la cola de la izquierda (que significa aceptar un riesgo bajo de una pérdida muy grande a cambio de una apariencia de rentabilidad estable), es posible elevar el Sharpe Ratio a voluntad ya que se reduce la volatilidad ex post. Es por esto que no solo es importante ver la métrica sino entender su procedencia.

Por último, cabe destacar métricas similares al *Sharpe Ratio* que pueden ser de utilidad dependiendo del objetivo del inversor. El de mayor relevancia y similitud es el *Roy's Safety First Criterion* (Francis & Kim, 2013). Esta métrica introducida por A. D. Roy defiende que muchos inversores se preocupan menos por maximizar la media del rendimiento y más por evitar un “nivel de desastre”, es decir, una rentabilidad mínima que, de no alcanzarse, comprometería el sentido de la inversión. Es por esto que Roy plantea minimizar la probabilidad de que el retorno de la cartera sea inferior a una rentabilidad mínima ( $R_{min}$ ) establecida (Roy, 1952). Lo que hace Sharpe es generalizar la idea sustituyendo  $R_{min}$  por la tasa libre de riesgo  $R_f$  asumiendo que la rentabilidad mínima que demanda un inversor siempre será la que ofrece un activo sin riesgo.

#### **4.6.2 Regla de Sahm**

La Regla de Sahm es un indicador de recesión en tiempo real que relaciona la trayectoria reciente del desempleo con su mínimo observado durante el último año. Fue propuesta por la economista Claudia R. Sahm como parte de un planteamiento más amplio de estabilizadores automáticos orientados al ingreso de los hogares (Sahm, 2019). El criterio se activa cuando la media móvil de tres meses de la tasa oficial de paro (U-3) aumenta al menos 0,50 puntos porcentuales respecto al mínimo de ese mismo promedio en los 12 meses previos. Este umbral se eligió por su capacidad para detectar de forma fiable todos los giros recesivos de la economía estadounidense desde 1970 con pocos falsos positivos, tal como se documenta en la nota metodológica que acompaña la serie “*SahmRealTime*” de la base de datos de la Reserva Federal de St. Louis (Sahm, 2019; Sahm, 2025).

La principal conclusión de Sahm (2019) es que el único dato de desempleo mensual es capaz de construir un termómetro del ciclo de expansión y recesión en los Estados Unidos. El desempleo tiende a subir al comienzo de las recesiones, pero rara vez se mueve con esa magnitud en expansiones. A continuación, se muestra un gráfico sobre como fluctúa la regla de Sahm en los últimos 50 años:

*Ilustración 5: Gráfico de la Regla de Sahm y los periodos de recesión en los Estados Unidos*



*Fuente: Sahm, C. (2025). Real-time Sahm Rule Recession Indicator*

El trazado azul de la Regla de Sahm resalta lo esporádico y contundente que son sus activaciones. Durante la mayor parte de los 35 años cubiertos, la regla permanece pegada al eje cero, pero se dispara en sincronía con las franjas grises de recesión declaradas por el NBER (*National Bureau of Economic Research*). Los picos que comienzan a en 1990, 2001 y finales 2007 superan con holgura el umbral de +0.5 puntos que establece la regla. Aun así, ninguno alcanza la magnitud que se aprecia en 2020 con la situación excepcional del COVID que llevó la métrica a rozar los 10 puntos. En conjunto, el gráfico ayuda a verificar la utilidad de la regla como identificador de recesiones.

Los primeros balances formales llegaron con los trabajos de Ash y Nickelsburg (2024), quienes contrastaron la Regla de Sahm con 12 indicadores alternativos -incluido el diferencial de la curva de tipos- para las recesiones estadounidenses de 1957-2023. Encontraron que la Regla exhibe la menor tasa de falsas alarmas dentro de los indicadores basados en el mercado laboral y un rezago medio de apenas 2,1 meses respecto a la fecha oficial de inicio que determina el NBER (Ash & Nickelsburg, 2024). No obstante, su poder de anticipación es modesto: la señal suele aparecer cuando la contracción ya ha

comenzado, algo que concuerda con la caracterización realizada por Mertens (2022), quien la describe como un “termómetro” más que como un barómetro adelantado.

Entre los intentos de mejorar la capacidad prospectiva destaca la propuesta de O’Trakoun y Scavette (2025). Estos autores sustituyen la tasa de desempleo tradicional por la tasa de paro asegurado —un registro administrativo de las prestaciones por desempleo con menor volatilidad muestral— para construir el *SOS Indicator*. Según su estudio, el nuevo umbral acierta en las siete recesiones estadounidenses de 1971-2023 con un adelanto medio de un mes respecto a la Regla de Sahm, manteniendo la tasa de falsos positivos por debajo del 5 % (O’Trakoun & Scavette, 2025)

#### **4.6.3 Indicadores de solidez operativa y financiera**

Los criterios empleados de Altman y Piotroski ya realizan un amplio filtrado en nuestro universo de inversión. A pesar de esto, se van a estudiar otros indicadores de calidad fundamental que permiten identificar compañías con un posicionamiento duradero y capacidad de generación de valor económico. Analizaremos la calidad estructural del negocio, una valoración que no sea desorbitada y la capacidad de generar efectivo de forma sostenible.

- Retorno sobre el capital invertido (ROE): muestra la rentabilidad que ha generado una empresa con el dinero que ha sido aportado por sus accionistas. Warren Buffet lleva destacando esta métrica desde 1987, donde destaca que un ROE por encima del 20% durante una década es signo de “negocio super-estrella” y anota que 24 de 25 firmas con ese historial batieron al S&P500 entre 1977-1986 (Buffet, 1987).
- Crecimiento de EBITDA: esta métrica permite evaluar la evolución sostenida de la capacidad operativa de una firma, eliminando distorsiones contables y reflejando mejor el desempeño estructural. Estudios como el de Hou et Al. (2021) concluyen que los indicadores de crecimiento de EBITDA mantienen poder explicativo sobre los retornos esperados incluso después de ajustar por otros factores tradicionales, como podrían ser tamaño, valor o *momentum*.
- Crecimiento de FCF: el crecimiento del flujo de caja libre se ha identificado como una variable relevante al prever los retornos de mercado, superando incluso a métricas clásicas como utilidades o dividendos. Jansen (2021) propone un modelo donde el retorno esperado de las acciones se expresa en función del crecimiento

anticipado del FCF. Los resultados muestran que este crecimiento está positivamente correlacionado con las rentabilidades: un dólar invertido en una cartera de empresas seleccionadas en base a FCF *growth* pasó a valer 15,30 USD, frente a los 9,85 USD del mercado tradicional.

En conjunto, estos indicadores permiten matizar el análisis previo incorporando dimensiones diferentes. Más que imponer nuevos filtros, su objetivo es ofrecer una perspectiva adicional sobre la calidad del negocio y la coherencia entre precio y fundamentos.

#### **4.6.4 Momentum**

El *momentum* es un enfoque de inversión que parte del análisis técnico y ha sido ampliamente estudiado desde una perspectiva cuantitativa. Los indicadores de valoración por *momentum* comparan el precio o fundamentos financieros de una acción con sus propios valores históricos o con expectativas futuras, con el objetivo de identificar activos que muestran tendencias consistentes de apreciación (*CFA Program Curriculum 2024: Level II, Vol. 4, p. 171-172, 2024*). Este enfoque es característico de las estrategias de inversión en crecimiento o *momentum*, donde los inversores buscan beneficiarse de la persistencia de movimientos alcistas (o bajistas) en los precios de los activos.

La robustez del factor *momentum* ha sido verificada en numerosos estudios académicos: Jegadeesh y Titman (1993) demostraron que comprar las acciones con mejor comportamiento en los últimos 3-12 meses y vender las peores generaba retornos anómalos persistentes. Estudios más recientes como el de Asness et Al. (2013) confirman que los beneficios generados por estrategias de *momentum* aparece en variedad de instrumentos financieros, desde acciones y bonos hasta materias primas y divisas. Además, se destaca que el *momentum* presenta una correlación muy baja con el factor *value*, lo que sugiere que capta dinámicas de inercia en los precios que no suelen ser detectadas por las estrategias basadas en valoración.

En este estudio se va a aplicar el *momentum* como técnica imprescindible para la estrategia propuesta. Un estudio de Blitz y van Vliet (2008) concluye que combinar señales de *value* y *momentum* produce resultados claramente superiores a utilizarlas por separado. Su estrategia combina un ranking mixto de 50% valoración relativa y 50% *momentum* y genera un exceso de rentabilidad anual del 11,9% con una volatilidad menor

que la de los factores individuales. Estos resultados justifican el uso de *momentum* sumado a los indicadores anteriores para estructurar la estrategia.

## **5 Metodología**

### **5.1 Espacio temporal del análisis**

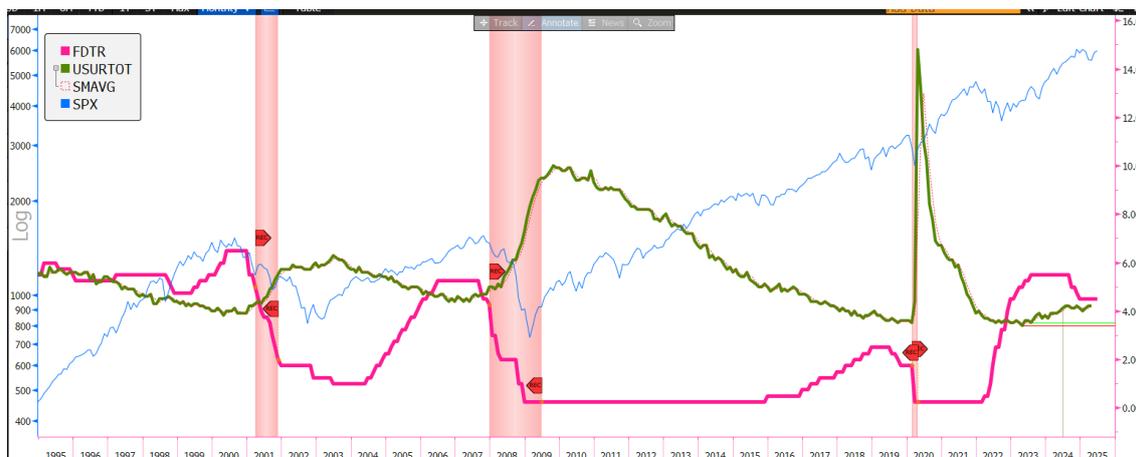
Para poder evaluar con rigor las estrategias de inversión es imprescindible abarcar un marco temporal adecuado, que combine todas las fases económicas posibles y demostrar cómo se adapta a ellas. Esto significa que debe combinar fases de crecimiento, choques negativos y ajustes de política monetaria.

El periodo comprendido entre enero de 2015 y diciembre de 2024 cumple este requisito. Es un marco temporal de 10 años, longitud suficiente para contrastar los filtros de *screening* sin sobre reaccionar a choques puntuales, por lo que será elegido para este estudio. Además, este periodo deja atrás la gran crisis financiera de 2008, evitando que esa gran recesión “excepcional” sesgue los resultados, y a su vez se detiene justo antes de 2025, es decir, que no incluye las posibles interrupciones vinculadas a las medidas arancelarias y volatilidad vista a principios de 2025 tras la vuelta de Trump al gobierno.

#### **5.1.1 Ciclos económicos**

Para añadir más contexto a nuestro marco temporal, se van a exponer los ciclos económicos, incluyendo periodos tanto de expansión como de recesión que contienen los 10 años de análisis. Además, se va a poner el contexto histórico anterior, que permite ver patrones identificados en estas fases económicas.

*Ilustración 6: ciclos económicos de los 10 años del análisis. Incluye S&P500, tasa de paro total, tipo interés FED*



*Fuente: gráfico de Bloomberg y elaboración de Bermejo R. (2025)*

El gráfico superior muestra tres piezas clave de la historia “macro-financiera” reciente:

- S&P500 (línea azul): representa el comportamiento del índice a lo largo del tiempo. Muestra una tendencia estructural alcista con fuertes caídas coincidentes con episodios de crisis marcados en rojo: el estallido de la burbuja puntocom (2001-2002), la crisis financiera global (2007-2009), y la crisis del COVID (2020).
- Tasa de paro total (línea verde): se observa que el desempleo tiende a tocar mínimos cuando la economía está en fase expansiva, pero repunta bruscamente durante las recesiones. Los máximos evidentes se encuentran en 2009 y 2020.
- Tipo de interés de la Reserva Federal (línea rosa): esta línea escalonada refleja las subidas y bajadas de tipos de interés de la FED. La subida de tipos de interés tiende a ocurrir durante fases de crecimiento sostenido del mercado y manteniendo baja la tasa de paro. Cuando los tipos alcanzan unos valores relativamente altos, suelen preceder o coincidir con cambios en los ciclos. El desempleo empieza a subir y los mercados financieros corrigen bruscamente.

Teniendo en cuenta que este trabajo propone un horizonte temporal de los últimos 10 años, se va a hablar de 3 ciclos económicos identificados en este periodo.

### **1. Subida de tipos tras la crisis (2015-2019)**

Tras la crisis financiera, la economía global entró en una fase de recuperación moderada. Aunque la Reserva Federal comenzó a subir tipos de forma gradual, los niveles siguieron siendo históricamente bajos. Esta situación de dinero barato motivó una búsqueda de rentabilidad (“*reach-for-yield*”) entre hogares y gestoras que, según experimentos controlados de Lian, Ma y Wang, incrementó de forma sistemática la asignación a activos de riesgo cuando el retorno seguro caía (Lian et al., 2019).

Debido a esto, durante este periodo, las estrategias centradas en empresas de crecimiento (*Growth*) y alta duración fueron las más beneficiadas, gracias a los bajos tipos de interés reales. No obstante, conforme aumentaba la expectativa de subidas, empezaron a ganar relevancia los factores *value* y *quality*, menos sensibles al coste del capital. Como advierte el FMI (Fondo Monetario Internacional), esta coexistencia de valoraciones elevadas y expectativas de endurecimiento monetario generaba vulnerabilidad frente a posibles shocks (IMF, 2018).

### **2. Shock del COVID y política monetaria extrema (2020-2021)**

En un contexto con la economía recuperada y un aumento de tipos controlado, la pandemia generó una recesión global repentina y profunda. En respuesta a ello, la FED rápidamente bajó los tipos de interés de nuevo a cero, apoyado de medidas extraordinarias para estabilizar mercados e impulsar liquidez a negocios y hogares (Board of Governors, 2020).

Este entorno de máxima liquidez provocó una subida explosiva en los mercados bursátiles, liderada por sectores con expectativas de beneficios a largo plazo. Como explica King (2023), más de la mitad de la variación del S&P 500 durante esta fase se explicó por cambios en las primas de descuento, más que por variaciones en los beneficios esperados. La política monetaria, más que los fundamentales, fue la principal impulsora de los precios.

### **3. Subida de tipos y entorno más restrictivo (2022-2024)**

Las medidas anteriores generaron un fuerte repunte inflacionario que obligó a los bancos centrales a endurecer su política monetaria a una velocidad no vista desde los años 80. En

poco más de un año, los tipos de interés oficiales subieron más de 500 puntos básicos en Estados Unidos (FED, 2025). El FMI ha definido este episodio como el “gran endurecimiento”, destacando su impacto sincronizado sobre el crecimiento global (IMF, 2024).

Este nuevo entorno penalizó especialmente a las empresas con múltiplos elevados y alta dependencia de financiación externa. Un estudio de Thorbecke (2023) cuantifica que las jornadas con sorpresas monetarias restrictivas explicaron hasta el 40% de la volatilidad del S&P500 durante 2022-2023.

## 5.2 Asignación táctica de activos

La asignación táctica de activos o *tactical asset allocation* (TAA) es descrita por Arnott y Fabozzi (1988) como un conjunto de estrategias activas que “desvían” de forma oportunista la mezcla estratégica de activos con el fin de capturar los patrones cambiantes de rentabilidad disponibles en los mercados. El gestor evalúa las tasas de retorno esperadas en cada clase de activo y reajusta la cartera de manera sistemática para restablecer la óptima relación riesgo-beneficio.

Más tarde, Philips et Al. (1996) ampliaron la definición y los objetivos de la TAA diciendo que el objetivo principal es obtener un retorno mayor que un *benchmark* establecido con, en la medida de lo posible, una volatilidad menor mediante la predicción de los retornos de dos o más activos y alternar las posiciones entre los activos de manera sistemática.

Aquí se empieza a relacionar esta estrategia como método para batir un *benchmark* establecido, que es el objetivo de este trabajo. Un estudio muy influyente de Faber (2007) realizado con datos desde el 1900, demuestra que una simple regla de salir de la renta variable cuando el índice cae por debajo de su SMA 200 (*simple moving average*) no sólo reduce los *drawdowns* máximos en más de un 50%, sino que eleva la rentabilidad compuesta frente a un *buy-and-hold*, que sería simplemente comprar acciones y mantener su posición.

### 5.3 Definición de la estrategia

La metodología empleada en el estudio se enmarca dentro de un enfoque cuantitativo con una estructura adaptada a los objetivos específicos del análisis. La estrategia que se desarrollará a continuación consiste en una asignación táctica de activos basada en un indicador de *momentum* dinámico. Este indicador será optimizado de manera independiente y específica para cada acción resultante en nuestro universo de inversión tras el filtrado de nuestras empresas mediante los criterios de *equity screening*.

El punto de partida para la construcción del universo de inversión es la aplicación de filtros de calidad financiera utilizando el Piotroski F-Score y el Altman Z-Score con rebalanceo mensual. Antes de realizar una estrategia optimizada, se analizarán unos primeros resultados simplemente usando estos dos criterios estudiados. El filtrado se realiza con el soporte de las herramientas Bloomberg EQS y EQBT, que permiten seleccionar valores que cumplan los criterios definidos y aplicar técnicas de *backtesting* respectivamente. Con los resultados de estas funciones se sacarán las primeras conclusiones.

Para continuar con el estudio, las empresas resultantes del filtrado anterior se le aplican las condiciones mencionadas de calidad fundamental.

- ROE superior a 10%. El 20% escogido por Buffet puede ser demasiado restrictivo para nuestro número de acciones.
- Crecimiento de EBITDA superior a 5% anual compuesto (CAGR). De esta forma se asegura escoger empresas que muestren crecimiento en sus retornos operativos.
- Por último, se escogerán las empresas con mejor FCF de las restantes tras las otras condiciones. Se seleccionarán el 70% de las empresas con el FCF más elevado.

Una vez filtradas las empresas, se limitan a un máximo de 20 títulos por año, siguiendo la recomendación de diversificación óptima de Ross (2002), que sitúa entre 10 y 30 el número ideal de acciones para una cartera eficiente. Cabe destacar que el análisis realizado en Python, el rebalanceo de las empresas que cumplen Altman Z-Score y Piotroski F\_Score se hará anualmente. A partir de este conjunto de valores, se descarga su información histórica de precios y capitalización bursátil diaria desde Bloomberg para todo el periodo de análisis (2015–2024). Con esta base de datos se procede a la implementación de la estrategia táctica de inversión.

Para cada una de las empresas elegidas, se optimiza una estrategia individual que alterna entre el activo (acción) y el índice LUATTRUU en función de un indicador de *momentum* relativo. Esta optimización busca determinar el par de parámetros más efectivos: la ventana temporal (*length*) para calcular el retorno relativo, que se optimiza entre 3 y 90 días, y el porcentaje táctico de exposición (*size\_on*), que define cuánto se invierte en la acción en caso de señal positiva y se optimiza desde 0.1 hasta 1. La asignación restante (*size\_off*) se destina a renta fija, cuyo instrumento seleccionado será el *LUATTRUU Index*, que mide el rendimiento total del mercado de renta fija emitido por el tesoro de los Estados Unidos (Bloomberg, 2025).

Estos parámetros se calibran exclusivamente con datos del periodo 2015–2021, evitando posibles problemas de sobreajuste al reservar los años 2022 a 2024 como muestra fuera de entrenamiento para validar la estrategia. A partir de los valores optimizados, la estrategia se aplica diariamente, ajustando los pesos de cada acción según su capitalización relativa y reevaluando anualmente el universo de inversión y la composición de la cartera.

Este enfoque permite combinar una rigurosa selección fundamental con una gestión táctica basada en señales de mercado. El rendimiento de la estrategia se evaluará a través de métricas como la rentabilidad acumulada, la volatilidad y el ratio de *Sharpe*, y se contrastará con el comportamiento del índice S&P 500 como *benchmark* de referencia, con el objetivo de demostrar si una estrategia sistemática basada en criterios cuantitativos y señales dinámicas puede batir al mercado en distintos entornos económicos.

## 6 Evaluación de resultados

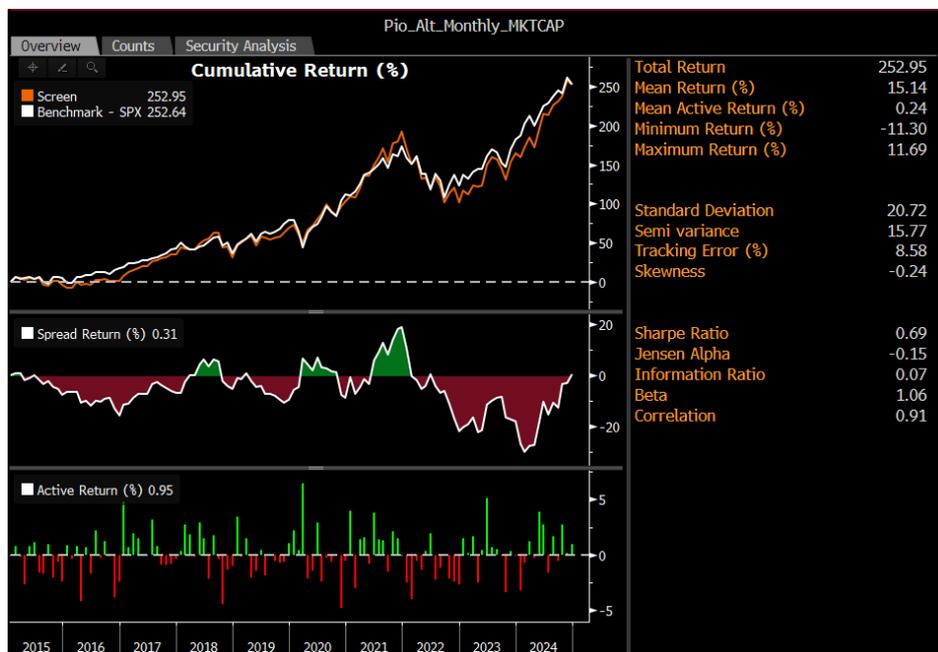
Una vez definidas las estrategias y criterios de selección, se procede a evaluar el comportamiento de nuestra metodología en términos de rentabilidad, riesgo y estabilidad frente al índice de referencia. El análisis que se mostrará a continuación permite validar si las hipótesis planteadas se traducen en resultados cuantificables y si el uso de determinados filtros o señales realmente aporta valor. Se recuerda que a lo largo de todo el análisis se emplea el mismo horizonte temporal desde el 1 de enero de 2015 hasta finales de abril de 2025.

## 6.1 Buy and Hold Piotroski y Altman VS S&P500

Esta primera estrategia consiste en una cartera *buy and hold* que selecciona mensualmente las empresas que cumplen simultáneamente con un Piotroski F-Score mayor o igual que 8, como defiende Piotroski (2000), y un Altman Z-Score superior al umbral de seguridad de 3. Estas empresas financieramente sólidas se agrupan en una cartera ponderada según la capitalización de mercado de las empresas.

Se emplean las funciones EQS y EQBT de Bloomberg para poder realizar este análisis, donde se considera la reinversión de toda distribución en efectivo ordinaria, es decir, que se incluyen factores como la reinversión de los dividendos a lo largo del periodo.

*Ilustración 7: Análisis de la estrategia de Piotroski y Altman contra el S&P 500*



*Fuente: elaboración propia con Bloomberg y la función EQBT*

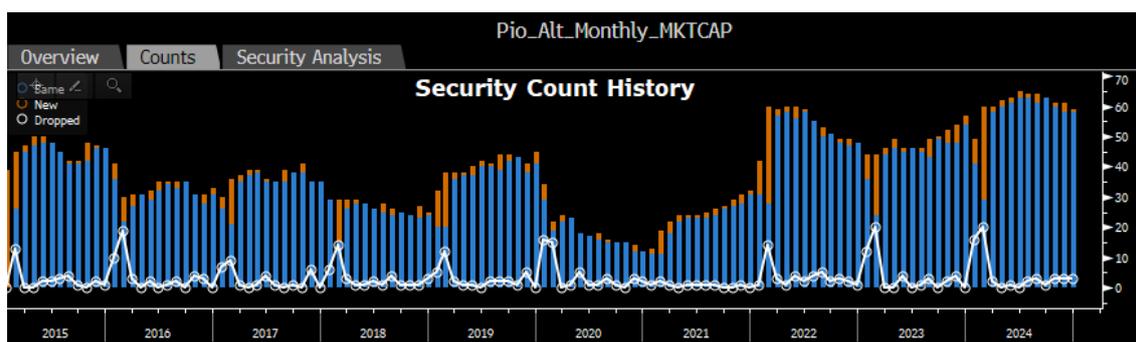
Como se puede observar en el gráfico tras hacer el *backtesting*, los resultados muestran que esta primera estrategia (línea naranja) logra una rentabilidad prácticamente idéntica al *benchmark* (línea blanca), siendo las rentabilidades obtenidas 252,95% de Altman y Piotroski frente a 252,95% del S&P 500.

La correlación de ambas estrategias es muy elevada de 0,91 y con un Beta ligeramente superior a 1, es decir que la estrategia está algo más expuesta al riesgo sistemático que el

S&P 500, lo que no es favorable para nuestro análisis. Se puede concluir que la estrategia actúa como filtro eficaz para reducir la dimensión de empresas en las que invertir.

Antes de cerrar esta primera fase de análisis, es relevante considerar la información contenida en el gráfico inferior, que muestra la evolución mensual del número de empresas seleccionadas tras el filtrado de Altman y Piotroski.

*Ilustración 8: Evolución Mensual del Número de Acciones Seleccionadas por Piotroski y Altman*



*Fuente: elaboración propia con Bloomberg y la función EQBT*

Se observa que el tamaño de la cartera varía a lo largo del tiempo, pero se mantiene generalmente entre 30 y 60 valores, lo que representa un universo razonable, pero aun ligeramente superior al rango entre 10 y 30 recomendado por Ross (2002).

Otra observación relevante a raíz del gráfico es la estabilidad estructural de la cartera a lo largo del año. La mayoría de las posiciones son las mismas que en el periodo anterior (barras azules), excepto a principios de año, que es cuando se registra un aumento de empresas nuevas (barras naranjas) acompañado de un aumento de empresas que se van (línea blanca). Esto es debido a la presentación de las cuentas anuales que afecta sustancialmente a nuestros criterios de *equity screening*, que rebalancan las acciones recomendadas para formar parte del universo de inversión conforme a la estrategia definida. De todas formas, estos rebalances no suelen superar más de la mitad de las acciones ya existentes, lo que indica un ritmo moderado de rotación.

Estos resultados ponen en manifiesto que el uso exclusivo de los criterios fundamentales de Piotroski y Altman no bastan por sí solos para batir consistentemente al mercado. Sin embargo, sí que es verdad que contribuye a evitar empresas financieramente frágiles ya

que el universo de inversión se ha visto reducido, pero los retornos se han mantenido. No se ha obtenido el resultado esperado (superar al índice de referencia), pero es una buena base para incorporar a este filtrado los indicadores de solidez mencionados y señales de *momentum*.

## 6.2 Análisis de la estrategia

La estrategia desarrollada parte de reducir más el número de empresas resultantes de Piotroski y Altman mediante los indicadores de solidez mencionados en la metodología. El universo de inversión va a estar limitado a 20 empresas de las resultantes tras los filtros; es por esto, que en caso de que haya más de 20 empresas, se procede a filtrar por las 20 que tengan el Altman Z-Score más elevado. Una vez definido esto, se aplica un enfoque de asignación táctica de activos guiado por un indicador de *momentum* relativo. A partir de este momento se emplea la herramienta Python para optimizar, analizar y evaluar los rendimientos de la estrategia.

Como primer paso, se aplicará la lógica sobre los casos individuales, que serán cada acción y su par con LUATTRUU. El objetivo es comprender cómo se comporta la estrategia a nivel individual, ya que al final, la estrategia final va a estar basada en estrategias individuales para cada acción. Se va a optimizar la estrategia para alternar entre la acción y el LUATTRU Index. Se recuerda que la optimización ocurre con los datos desde 2015 hasta finales de 2021 y se mostrarán los resultados hasta 2024.

*Ilustración 9: selección de 5 acciones con las variables de la estrategia optimizadas*

	Ticker	Length	Size On
0	AAPL	20	0.9
1	NVDA	21	0.9
2	AMZN	17	1.0
3	META	13	0.9
4	ADBE	13	1.0

*Fuente: elaboración propia con Python y datos de Bloomberg*

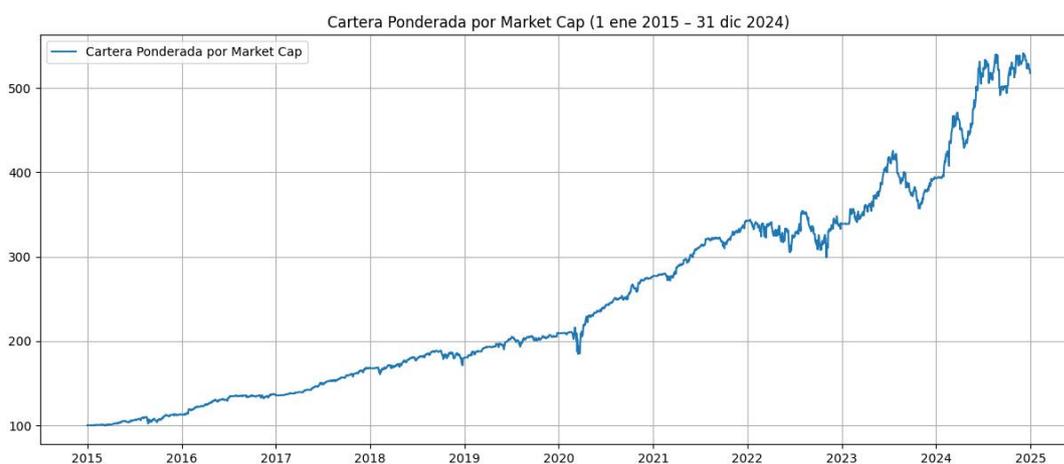
Los datos superiores muestran las estrategias optimizadas para 5 de las acciones. Para poner más contexto, se pone el foco en la estrategia aplicada a AAPL. Esta estrategia

óptima ha resultado ser:  $length = 20$  y  $size\_on = 0.9$ . Esta configuración implica que cuando el retorno relativo de AAPL a 20 días supera al del índice LUATTRU, se asigna el 90% del capital a AAPL y el 10% restante a renta fija. En caso contrario, se invierte la asignación favoreciendo la renta fija en cuanto a presencia en la cartera.

La estrategia definitiva partirá de estas estrategias individuales obtenidas y luego se aplicará para cada año, según las empresas correspondientes de ese periodo atendiendo a las empresas filtradas tras el *screening*. Este será el enfoque más completo que busca combinar de manera sistemática los criterios de solidez financiera con la gestión táctica dinámica de los rendimientos relativos.

Los resultados obtenidos al aplicar la estrategia optimizada en el marco temporal de nuestro estudio son los siguientes:

*Ilustración 10: Resultado de la estrategia óptima ponderada por capitalización de mercado*



*Fuente: elaboración propia con Python y datos de Bloomberg*

El gráfico superior refleja la evolución de la cartera optimizada ponderada por capitalización entre el 1 de enero de 2015 y 31 de diciembre de 2024. La curva presenta un crecimiento sostenido y progresivo, con una pendiente que se intensifica a partir del 2020. El capital inicial se ha multiplicado por más de 5 veces a lo largo del periodo, lo que supone una rentabilidad anualizada de 15,88%.

El comportamiento es especialmente destacable por su ausencia de caídas pronunciadas. Las correcciones se producen de forma escalonada y relativamente controlada, y la

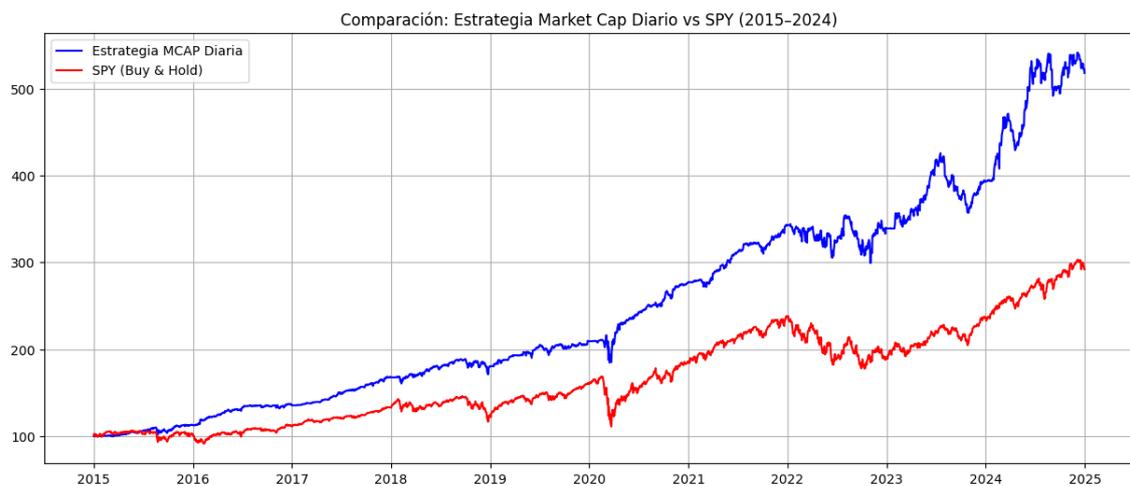
recuperación de cada retroceso se da en plazos breves, lo que sugiere que el sistema consigue mantenerse en activos de comportamiento superior o desactivar la exposición por el índice LUATTRUU cuando es necesario.

A pesar de parecer una buena estrategia a primera vista, se va a proceder a contrastar los resultados con el índice de referencia y ver si se ha logrado batir sus resultados, que es el objetivo principal de este estudio

### 6.2.1 Comparación de la estrategia con el S&P 500

Teniendo los resultados de nuestra estrategia, se procede a graficarla junto a una estrategia de *buy and hold* del S&P 500 y ver el comportamiento de ambas en el mismo marco temporal.

*Ilustración 11: Comparación gráfica y con datos de los resultados de la estrategia óptima con buy and hold del SPY*



	Rentabilidad total (%)	Rentabilidad anualizada (%)	Volatilidad anualizada (%)	Ratio de Sharpe
Estrategia MCAP	417.75	15.88	13.19	1.20
Benchmark SP500	185.14	9.85	17.69	0.56

*Fuente: elaboración propia con Python y datos de Bloomberg*

En el gráfico se muestra el resultado de nuestra estrategia desarrollada en este trabajo en azul, frente al SPY (ETF que replica los movimientos del S&P 500) en rojo. A partir de esta comparación se pueden extraer varias conclusiones clave:

- Mayor rentabilidad acumulada: la estrategia supera claramente al *benchmark* a lo largo del periodo. Mientras que el SPY termina el horizonte temporal con una rentabilidad de 185,14%, la cartera finaliza con un retorno de 417,75%, lo que supone más del doble de crecimiento en el mismo periodo. En términos de rentabilidad anualizada, el SPY muestra 9,85% de retorno anual, frente a 15,88% de nuestra estrategia optimizada.
- Menor volatilidad: la rentabilidad obtenida por la estrategia se ha conseguido a su vez con una volatilidad anualizada inferior, de 13,19% frente a 17,69% del SPY.
- Mayor *Sharpe Ratio*: teniendo en cuenta los resultados anteriores, el *Sharpe Ratio* para nuestra estrategia es de 1,20, que llega a doblar el 0,56 del SPY.
- Diferencial creciente con el tiempo: el gráfico muestra que a medida que pasa el tiempo, el desfase entre ambas curvas se amplía gradualmente.

Estos resultados validan el modelo de inversión planteado frente al SPY. Además, evidencian que incorporar disciplina cuantitativa en la selección y rotación de activos ofrece ventajas claras frente a una estrategia pasiva de réplica de índice.

- Menor impacto en caídas: durante la corrección de 2020, única recesión del periodo, ambas estrategias experimentan un descenso, pero la recuperación de la estrategia es más rápida y sufre menor pérdida relativa. Esto sugiere que los mecanismos de rotación entre acciones y renta fija han funcionado correctamente para aminorar caídas abruptas.

### **6.2.2 Evaluación de la estrategia en los diferentes ciclos económicos**

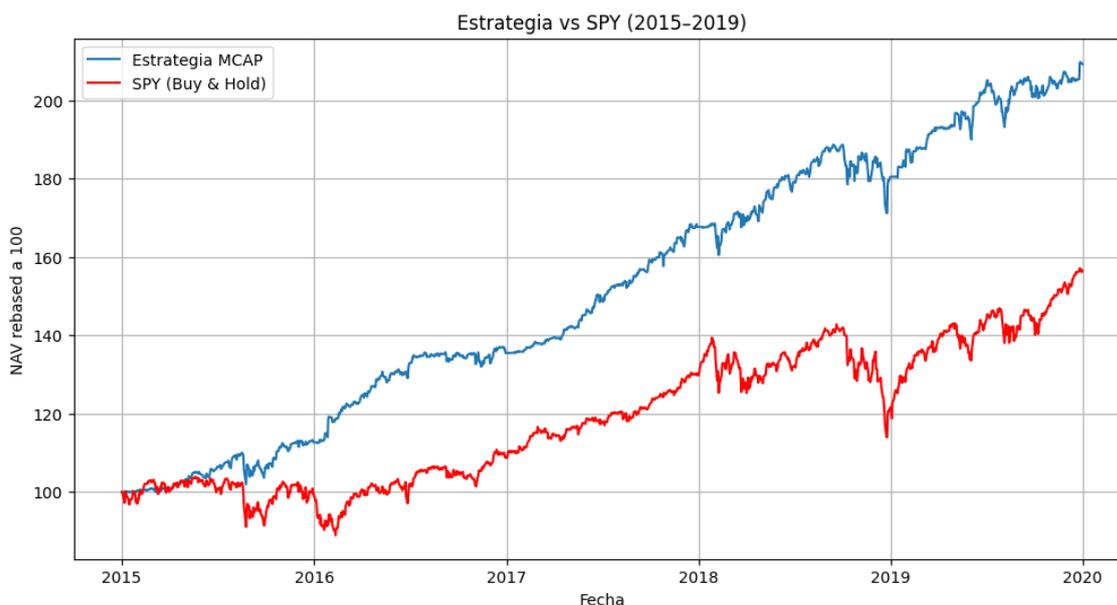
Una vez analizado en detalle el rendimiento de la estrategia frente al S&P 500 durante todo el periodo, resulta útil descomponer el rendimiento en los distintos ciclos económicos que han marcado el periodo 2015-2024. Para ello, se ha separado el horizonte temporal en las tres etapas diferenciadas en el marco teórico.

*Ilustración 12: resultados obtenidos para la estrategia y el SPY en los periodos determinados*

Periodo	Activo	Total Return (%)	Annual Return (%)	Volatility (%)	Sharpe Ratio
2015–2019	Estrategia MCAP	109.28	15.34	8.70	1.76
	SPY	56.59	9.05	13.27	0.68
2020–2021	Estrategia MCAP	63.76	26.83	16.46	1.63
	SPY	47.57	20.62	25.00	0.82
2022–2024	Estrategia MCAP	51.07	14.22	16.79	0.85
	SPY	22.69	6.81	17.21	0.40

*Fuente: elaboración propia con Python y datos de Bloomberg*

*Ilustración 13: Gráfico comparativo de la estrategia y el SPY para el periodo de subida de tipos*

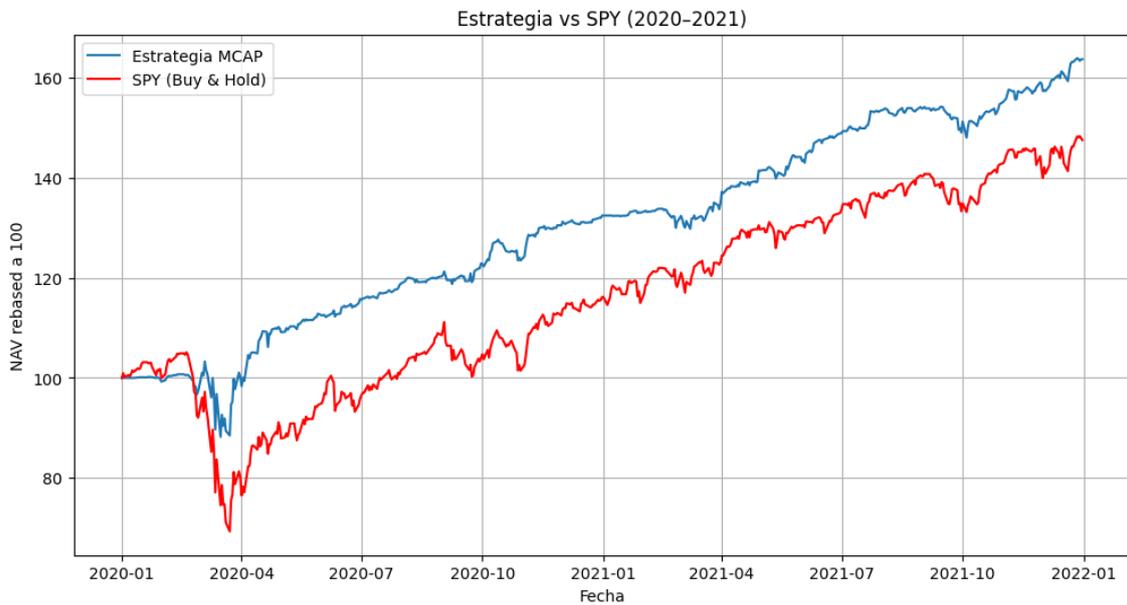


*Fuente: elaboración propia con Python y datos de Bloomberg*

Durante esta primera fase de recuperación moderada de tipos, nuestra estrategia MCAP se desmarca pronto del SPY a mediados de 2015 y cierra 2019 claramente por encima, mostrando una rentabilidad de 109,28% frente a 56,59% del SPY (ilustración 12). Estos valores ya son significativos, pero lo más destacable es la diferencia en el perfil de riesgo, un 8,70% de nuestra estrategia frente a 13,27% del *benchmark*. En este periodo de mercado favorable, la estrategia ha demostrado ser capaz de aprovechar la tendencia

alcista rotando hacia los valores con mejor combinación de solidez operativa y *momentum*.

*Ilustración 14: Gráfico comparativo de la estrategia y el SPY para el Shock del COVID*

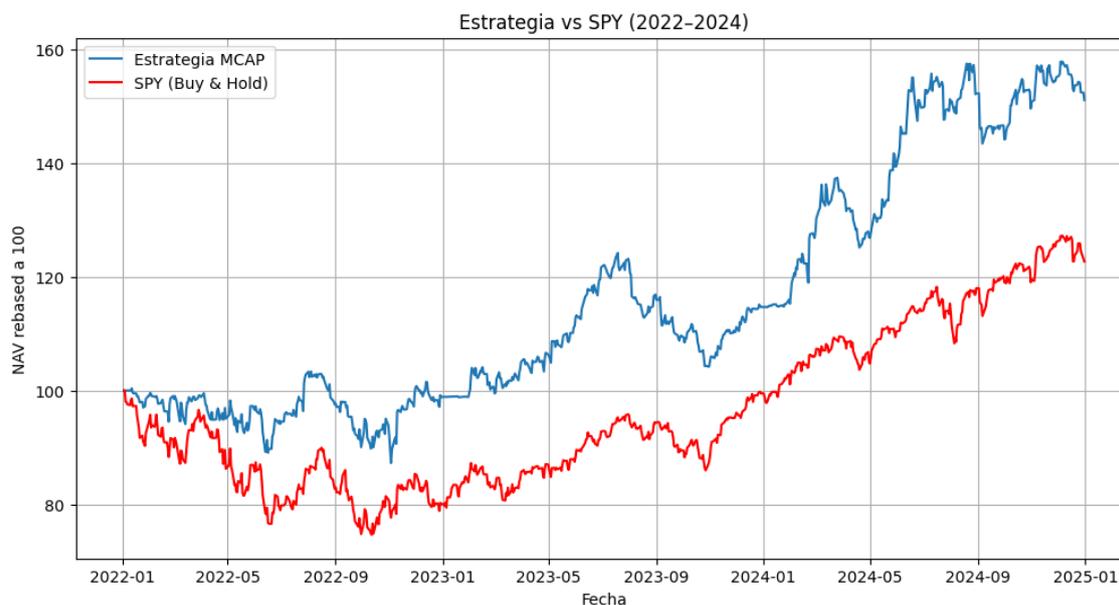


*Fuente: elaboración propia con Python y datos de Bloomberg*

El inicio del segundo periodo está marcado por un entorno más volátil, marcado por la crisis del COVID, donde se puede apreciar como ambas líneas sufren la venta masiva en marzo de 2020. Sin embargo, la estrategia toca suelo sacrificando menos retorno, haciendo una caída más suave y controlada que la del SPY. Durante el resto de 2020 y 2021 el diferencial de retorno se mantiene estable en torno a 15-20% a lo largo del tiempo, acabando en 16.19% al acabar el año. Esto refleja que el modelo siguió captando el empuje de los ganadores postpandemia, pero sin mostrar tanto recorrido como el ciclo anterior.

A pesar de esto, la estrategia termina el periodo con un retorno de 63,76% frente a 47,57% del SPY. De nuevo hay una mejor gestión del riesgo en la estrategia, donde a pesar de mostrar una volatilidad alta de 16,46%, es inferior a la del *benchmark* de 25% (ilustración 12). Esto corrobora que la estrategia fue capaz de adaptarse con agilidad a un contexto de alta dispersión en los activos, capturando el rebote con mayor consistencia y menor exposición al riesgo.

*Ilustración 15: Gráfico comparativo de la estrategia y el SPY para el periodo de subida de tipos*



*Fuente: elaboración propia con Python y datos de Bloomberg*

Por último, en el periodo 2022-2024 predomina la incertidumbre y un ajuste progresivo del mercado. Se aprecia como empieza el periodo con bajadas en los mercados, pero la estrategia se mantiene por encima del índice en todo momento. Esta es la fase donde se aprecian más periodos de volatilidad en la estrategia, que termina registrando un 16,79% frente a 17,21% del SPY. Es el primer periodo que muestra un riesgo similar entre la estrategia y el *benchmark*. Sin embargo, la rentabilidad sigue siendo mucho mayor para la estrategia, que muestra unos retornos de 51,07%, y el SPY termina el periodo con 22,69% (ilustración 12).

Para concluir y mostrar la utilidad de nuestra estrategia, un aspecto muy relevante es que este último periodo analizado (2022-2024) no formaba parte del conjunto de entrenamiento para la optimización del modelo. Esta “fase de validación” muestra una clara ventaja para la estrategia que acumula una rentabilidad 28,4% superior al índice y una mejora sustancial en eficiencia medida con el *Sharpe Ratio* con valores de 0,85 frente a 0,40 (ilustración 12).

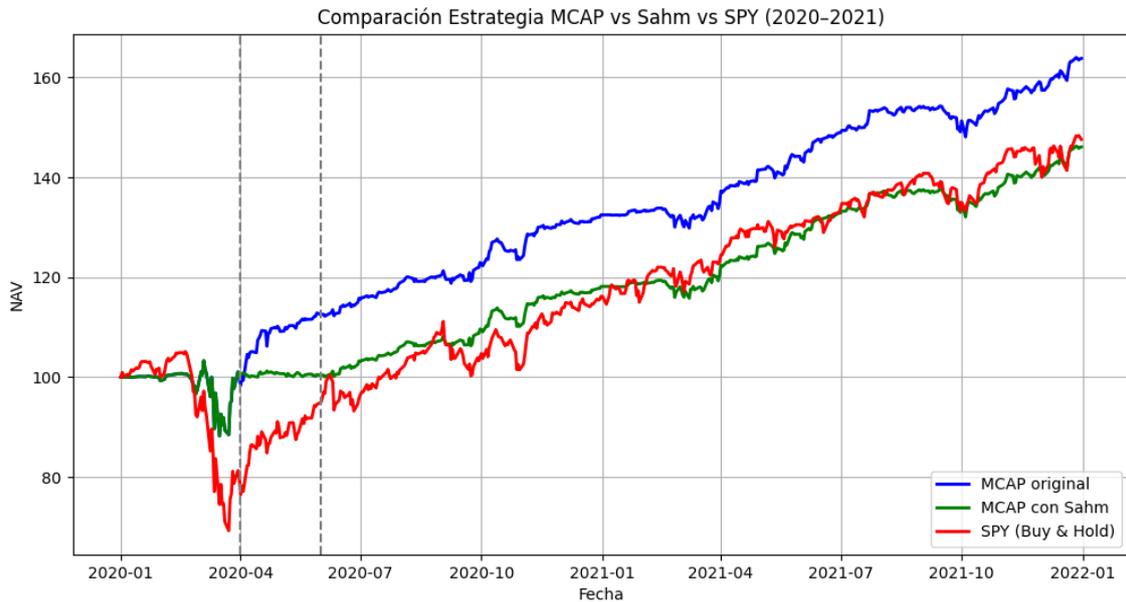
Estos resultados sugieren que los principios fundamentales que sustentan el modelo no dependen de condiciones particulares de mercado, sino que resultan robustos y adaptables

ante nuevos escenarios económicos. La capacidad de replicar su buen desempeño en un entorno no anticipado confirma que no se trata de una optimización excesiva que genere sobreajuste, sino de una estrategia con verdadero potencial predictivo y operativo.

### 6.2.3 Evaluación de la Regla de Sahm

A lo largo de este trabajo se ha explorado la utilidad de la Regla de Sahm como indicador empírico para detectar de forma oportuna la entrada en recesión. Tras haber analizado su fiabilidad histórica, ahora se propone evaluar su aplicación práctica dentro de una estrategia de inversión. En concreto, se ha diseñado una norma temporal que asigna el 100% del capital a renta fija (LUATTRUU Index) durante el periodo comprendido como momento de recesión según la regla. Según el indicador de recesiones en tiempo real de Sahm (2025), la regla se disparó en abril de 2020 y llegó a su punto máximo en junio de 2020, indicando la ralentización de la recesión en ese punto. Sabiendo esta información, se procede a ajustar la norma en base a estas fechas.

*Ilustración 16: gráfico comparativo de la estrategia optimizada, la estrategia optimizada con Sahm y el SPY con los datos resultantes*



	Total Return (%)	Annual Return (%)	Volatility (%)	Sharpe Ratio
Estrategi MCAP	63.76	26.83	16.46	1.63
Estrategia Sahm	46.05	20.02	15.64	1.28
SPY	47.57	20.62	25.00	0.82

*Fuente: elaboración propia con Python y datos de Bloomberg*

El gráfico muestra la evolución de la estrategia aplicando la norma creada para introducir Sahm en nuestro análisis. Entre las dos líneas grises se destaca el periodo de tiempo que se invierte únicamente en el índice de renta fija LUATTRUU con el objetivo de aminorar el efecto de una posible recesión. Aunque se aprecia que la norma permite reducir la volatilidad e incertidumbre, su efecto es cuestionable. La estrategia permanece fuera de renta variable a mitad de la recuperación del shock, lo que genera una pérdida de oportunidad evidente frente al rebote del mercado. Se puede apreciar como el SPY y la estrategia sin Sahm suben con mucha fuerza durante el periodo de sólo renta fija en nuestra estrategia.

Si bien la estrategia con Sahm consigue mantener un perfil ligeramente más estable mostrando una volatilidad de 15,64% frente a 16,46% sin Sahm, se obtiene un retorno menor, siendo este 46,05% contra 63,76%. Los datos sugieren que aplicar la Regla de Sahm en este caso puede ser demasiado conservador y no logra mejorar el desempeño de la estrategia, incluso llegando a ser superado por el SPY en cuánto a rentabilidad (47,57%).

No obstante, esta conclusión no debe extrapolarse de manera general a cualquier episodio de recesión. La crisis del COVID se caracterizó por su naturaleza abrupta, tanto para subidas como para bajadas, siendo la recesión de más corta duración, lo que explica que cuando se dispara la señal de Sahm, los mercados ya están en recuperación. En ciclos donde la desaceleración es más gradual, que ha ocurrido en el resto de las recesiones, la regla de Sahm podría resultar más beneficiosa.

## 7 Conclusiones

El presente Trabajo de Fin de Grado pone de manifiesto que es posible mejorar la relación riesgo-retorno del S&P 500 mediante un enfoque disciplinado que combina filtros fundamentales estrictos, indicadores adicionales de solidez operativa y una asignación táctica basada en *momentum* entre renta variable y renta fija. La estrategia optimizada logra materializar el objetivo general de batir al mercado. La cartera propuesta alcanza un 417,75% de rentabilidad acumulada, frente a un 185,14 % del ETF SPY, con una volatilidad menor (13,19 % vs 17,69 %) y un *Sharpe Ratio* que más que duplica al del índice (1,20 vs 0,56). Este resultado avala la premisa de que la integración de filtros de

Piotroski y Altman, complementados con ROE, crecimiento de EBITDA y FCF, permite identificar compañías de alta calidad capaces de generar alfa de forma sostenida.

En segundo lugar, el análisis desagregado por fases económicas confirma la robustez del modelo. Durante la recuperación de tipos (2015-2019) la estrategia llegó casi a duplicar la rentabilidad del *benchmark* con apenas dos tercios de su riesgo, mientras que en la recesión COVID (2020-2021) amortiguó mejor la caída y cerró el bienio con un diferencial de 16.19% respecto al SPY. El tramo 2022-2024 es nuestro tramo de control fuera de la muestra para la estrategia y los resultados han confirmado la efectividad de la estrategia. Pese al endurecimiento monetario y la mayor volatilidad, la cartera conservó su ventaja y concluyó el periodo con un exceso de rentabilidad de 28,4% y un *Sharpe Ratio* semejante al doble que el índice (0,85 vs 0,40). Estos datos respaldan el cumplimiento del objetivo de testar la estrategia bajo distintos ciclos y corroboran su capacidad de generalización fuera de muestra.

En tercer lugar, la comparación entre un simple *buy-and-hold* filtrado por los criterios de Piotroski y Altman y la estrategia con componente de *momentum* muestra la diferencia que aporta esta última. El enfoque estático apenas iguala el rendimiento del S&P 500, aunque elige empresas con buenos fundamentos. En cambio, la estrategia dinámica consigue mayor rentabilidad y menor volatilidad. Esto demuestra que los filtros fundamentales ayudan a evitar compañías débiles, pero por sí solos no bastan para superar al mercado. La rotación activa entre las acciones más fuertes y la renta fija aporta la ventaja clave.

Por último, la prueba de la Regla de Sahn ilustra que no todos los estabilizadores macro añaden valor de forma universal. Aplicar una norma del 100 % a renta fija entre abril y junio de 2020 suavizó la volatilidad (15,64 % vs 16,46 %), pero sacrificó parte de la recuperación bursátil, reduciendo la rentabilidad al 46,05 % frente al 63,76 % de la estrategia sin Sahn. Si bien esta evidencia sugiere que la métrica puede ser excesivamente conservadora en recesiones idiosincrásicas y breves como la del COVID-19, su utilidad no debe descartarse para contracciones más graduales.

Como resultado de este trabajo, se demuestra que es posible mejorar el rendimiento frente al S&P 500 aplicando una estrategia disciplinada que combine selección fundamental y asignación táctica de activos. El uso de criterios de *equity screening* permite identificar compañías financieramente sanas, mientras que el componente de *momentum* aporta

flexibilidad para adaptarse a distintos ciclos de mercado. La estrategia propuesta no solo mejora la rentabilidad acumulada, sino que también reduce la volatilidad y los descensos más severos, lo que la convierte en una alternativa real y práctica a la gestión pasiva tradicional. En conjunto, los resultados muestran que un enfoque cuantitativo bien diseñado puede ofrecer una ventaja competitiva sostenida sin necesidad de complejidad excesiva.

## 8 Recomendaciones y limitaciones

Este trabajo abre la puerta a varias posibles mejoras o extensiones que pueden explorarse en futuros estudios. En primer lugar, una línea interesante sería aplicar esta misma estrategia en otros mercados internacionales, como Europa o Asia. Esto permitiría analizar si los filtros fundamentales utilizados, como el Piotroski F-Score y el Altman Z-Score, mantienen su capacidad predictiva fuera del mercado estadounidense, y si la rotación táctica funciona igual de bien en economías con distintas estructuras sectoriales o ciclos monetarios. También se podría comparar el rendimiento entre países desarrollados y emergentes, o entre sectores específicos dentro de cada mercado.

Otra posible mejora sería sustituir o diversificar el activo de renta fija que se utiliza como refugio en la asignación táctica. En este trabajo se ha empleado el índice LUATTRUU como referencia de renta fija, pero en futuros estudios se podrían probar otras alternativas, como bonos ligados a la inflación (TIPS), letras del Tesoro a corto plazo, fondos monetarios o incluso activos refugio como el oro. Evaluar diferentes opciones ayudaría a ver si es posible mejorar aún más la protección en escenarios bajistas o aumentar la rentabilidad ajustada al riesgo en entornos de tipo más alcista.

Por otro lado, la principal limitación de este trabajo es que no se han tenido en cuenta los costes de transacción ni otros gastos asociados a la operativa real, como el deslizamiento en los precios al ejecutar órdenes. Aunque la estrategia ha mostrado muy buenos resultados en términos de rentabilidad y riesgo, los cambios frecuentes en la composición de la cartera, especialmente por el componente de asignación táctica de activos, implican un cierto nivel de rotación, lo que en la práctica podría reducir parte del beneficio obtenido. Por tanto, aunque los resultados del *backtest* reflejan el comportamiento ideal

del modelo, es probable que en un entorno real el rendimiento fuera algo más bajo al considerar estos costes adicionales.

## 9 Declaración de Uso de Herramientas de Inteligencia Artificial Generativa en Trabajos Fin de Grado

**ADVERTENCIA:** Desde la Universidad consideramos que ChatGPT u otras herramientas similares son herramientas muy útiles en la vida académica, aunque su uso queda siempre bajo la responsabilidad del alumno, puesto que las respuestas que proporciona pueden no ser veraces. En este sentido, NO está permitido su uso en la elaboración del Trabajo fin de Grado para generar código porque estas herramientas no son fiables en esa tarea. Aunque el código funcione, no hay garantías de que metodológicamente sea correcto, y es altamente probable que no lo sea.

Por la presente, yo, Rodrigo Villalpando Saiz, estudiante de E2-Analytics de la Universidad Pontificia Comillas al presentar mi Trabajo Fin de Grado titulado " Diseño de una estrategia cuantitativa para superar al S&P 500 basada en criterios de *equity screening*", declaro que he utilizado la herramienta de Inteligencia Artificial Generativa ChatGPT u otras similares de IAG de código sólo en el contexto de las actividades descritas a continuación:

1. **Brainstorming de ideas de investigación:** Utilizado para idear y esbozar posibles áreas de investigación.
2. **Referencias:** Usado conjuntamente con otras herramientas, como Science, para identificar referencias preliminares que luego he contrastado y validado.
3. **Interpretador de código:** Para realizar análisis de datos preliminares.
4. **Corrector de estilo literario y de lenguaje:** Para mejorar la calidad lingüística y estilística del texto.
5. **Sintetizador y divulgador de libros complicados:** Para resumir y comprender literatura compleja.
6. **Revisor:** Para recibir sugerencias sobre cómo mejorar y perfeccionar el trabajo con diferentes niveles de exigencia.

Afirmo que toda la información y contenido presentados en este trabajo son producto de mi investigación y esfuerzo individual, excepto donde se ha indicado lo contrario y se han dado los créditos correspondientes (he incluido las referencias adecuadas en el TFG y he explicitado para que se ha usado ChatGPT u otras herramientas similares). Soy consciente de las implicaciones académicas y éticas de presentar un trabajo no original y acepto las consecuencias de cualquier violación a esta declaración.

Fecha: 17/06/2025

Firma: \_\_Rodrigo Villalpando Saiz\_\_

## 10 Referencias

- Alexeev, V., & Tapon, F. (2013). Equity Portfolio Diversification: How Many Stocks Are Enough? Evidence from Five Developed Markets. Discussion Paper 2013-16, University of Tasmania.
- Altman, E. I., Haldeman, R. y Narayanan, P. (1977). Zeta Analysis: A New Model to Identify Bankruptcy Risk of Corporations. *Journal of Banking & Finance*.
- Anjum, S. (2012). Business bankruptcy prediction models: A significant study of the Altman's Z-score model. Available at SSRN 2128475.
- Anu, R., Chapman, T., Di Giola, Didio, N., Edwards, T. (2025). *SPIVA® U.S. Scorecard Year-End 2024*. S&P Global. S&P Dow Jones Indices
- Arnott, Robert and Frank J. Fabozzi, *Asset Allocation: A Handbook of Portfolio Policies, Strategies and Tactics*, 1988, Probus, Chicago, Illinois
- Ash, T., & Nickelsburg, J. (2024). Works like a Sahm: Recession indicators and the Sahm rule. *Economics Letters*, 242, 111878. <https://doi.org/10.1016/j.econlet.2023.111878>
- Ballard, M. (2024). Impact of Fed Rate Cut. Retrieved May 28, 2025, from BankChampaign website: <https://www.bankchampaign.com/impact-of-fed-rate-cut/>
- Blitz, D., & van Vliet, P. (2008). Global Tactical Cross-Asset Allocation: Applying Value and Momentum Across Asset Classes. *Journal of Portfolio Management*, 35(1), 23–38. <https://doi.org/10.3905/jpm.2008.35.1.023>
- Bloomberg Professional Services - Bloomberg US Treasury Total Return Unhedged USD (2024). <https://www.bloomberg.com/professional/products/indices/quote/LUATTRUU:IND>

- Board of Governors of the Federal Reserve System. (2020, 12 junio). Monetary Policy Report: June 2020. Washington, DC.
- Bodie, Z., Kane, A., & Marcus, A. J. (2014). Investments (10th ed.). McGraw-Hill Education.
- Brière, M. (2023). Retail Investors' Behavior in the Digital Age: How Digitalization is Impacting Investment Decisions. Social Science Research Network. <https://doi.org/10.2139/ssrn.4506007>
- CFA Institute. (2024) CFA Program Curriculum Level I Volume 2: Portfolio Management.
- CFA Institute. (2024) CFA Program Curriculum Level I Volume 3: Financial Statement Analysis.
- CFA Institute. (2024) CFA Program Curriculum Level II Volume 2: Financial Reporting and Analysis.
- CFA Institute. (2024) CFA Program Curriculum Level II Volume 4: Equity.
- CFA Institute. (2024) CFA Program Curriculum Level II Volume 6: Portfolio Management and Wealth Planning.
- Einhorn, N., Fisch, J. E., Alberto, S., Le, M., & Sautter, C. M. (2023). The Retail Investor Report. Retrieved June 16, 2025, from UMKC School of Law Institutional Repository website: [https://irlaw.umkc.edu/faculty\\_works/928](https://irlaw.umkc.edu/faculty_works/928)
- Eln, E. J., & Gruber, M. J. (1997). Modern portfolio theory, 1950 to date. *Journal of Banking & Finance*, 21(11–12), 1743–1759. [https://doi.org/10.1016/S0378-4266\(97\)00048-4](https://doi.org/10.1016/S0378-4266(97)00048-4)
- Eremenko, E. (2017). Quantitative Fundamentals. Application of Piotroski F-Score on Non-U.S. Markets. SSRN Electronic Journal. <https://doi.org/10.2139/ssrn.3262154>

- Faber, M. T. (2007). "A Quantitative Approach to Tactical Asset Allocation." *The Journal of Wealth Management*, 9(4), 69-79.
- FED. (2025). Effective Federal Funds Rate. [Stlouisfed.org. https://fred.stlouisfed.org/series/FEDFUNDS](https://fred.stlouisfed.org/series/FEDFUNDS)
- Francis, J. C., & Kim, D. (2013). *Modern Portfolio Theory: Foundation, Analysis and New Development*. John Wiley & Sons, Inc.
- Ghosh, A., & Saygili, M. (2022). Global Equity Market Liquidity: A Comparative Study. *Journal of Finance*, 77(6), 2931-2977.
- GICS. (2023). The Global Industry Classification Standard (GICS®). Retrieved April 12, 2025, from Msci.com website: <https://www.msci.com/indexes/index-resources/gics>
- Goetzmann, W., Ingersoll, J., Spiegel, M., & Welch, I. (2007). Portfolio Performance Manipulation and Manipulation-proof Performance Measures. *Review of Financial Studies*, 20(5), 1503–1546. <https://doi.org/10.1093/rfs/hhm025>
- Harris, L., & Piwowar, M. (2020). *Trading Costs in U.S. Equity Markets: Evidence from TAQ*. CFA Institute Research Foundation.
- Hou, K., Xue, C., & Zhang, L. (2021). Replicating Anomalies. *Review of Financial Studies*, 34(5), 241–286.
- International Monetary Fund. (2018). *Global Financial Stability Report: A Bumpy Road Ahead*. Washington, DC.
- Jansen, B. A. (2021). Cash Flow Growth and Stock Returns. *Journal of Financial Research*, 44(2), 1–32.
- Jegadeesh, N., & Titman, S. (1993). "Returns to Buying Winners and Selling Losers: Implications for Stock Market Efficiency." *Journal of Finance*, 48(1), 65-91.
- King, T. (2023). *Monetary Policy and the Stock Market in the Covid Era*. *Economic Perspectives*, 47(5), Federal Reserve Bank of Chicago.

- Lian, C., Ma, Y., & Wang, C. (2019). Low Interest Rates and Risk-Taking: Evidence from Individual Investment Decisions. *Review of Financial Studies*, 32(6).
- Markowitz, H. (1952). Portfolio selection. *Journal of Finance*, 7: 77-91
- Marsh, P. (2024). "A Brief History of Diversification." *The Red Thread*, UBS Asset Management, 25 noviembre 2024.
- Mertens, T. M. (2022). Recession prediction on the clock. FRBSF Economic Letter, 2022-36. Federal Reserve Bank of San Francisco.
- Nasdaq. (2025). Market Activity. Retrieved April 12, 2025, from Nasdaq.com website: <https://www.nasdaq.com/market-activity/etf/sp>
- Navin, J. P. (2025). Top 25 Stocks in the S&P 500 by Index Weight for May 2025. Retrieved May 28, 2025, from Investopedia website: <https://www.investopedia.com/the-best-25-sp500-stocks-8778635?>
- Northern Trust. (2022). Point of View | How Stocks Historically Performed During Fed Rate Cut Cycles | Northern Trust. Retrieved April 13, 2025, from Northern Trust website: <https://www.northerntrust.com/europe/insights-research/2024/point-of-view/how-stocks-historically-performed-during-fed-rate-cut-cycles?>
- O'Trakoun, J., & Scavette, A. (2025). A better Sahm rule? Introducing the SOS recession indicator. *Economics Letters*, 247, 112175. <https://doi.org/10.1016/j.econlet.2024.112175>
- Philips, Thomas K., Greg T. Rogers, and Robert E. Capaldi, "Tactical Asset Allocation: 1977-1994", *Journal of Portfolio Management*, Fall 1996, pp. 57-64.
- Piotroski, J. D. (2000). Value Investing: The Use of Historical Financial Statement Information to Separate Winners from Losers. *Journal of Accounting Research*, Vol. 38 Supplement, pp. 1-41.
- Rance, R. (1999). The application of Altman's revised four-variable Z"-score bankruptcy prediction model for retail firms and the influence of asset size and sales growth on their failure. Nova Southeastern University.

- Reiff, N. (2020). What Does the S&P 500 Index Measure and How Is It Calculated? Retrieved April 12, 2025, from Investopedia website: <https://www.investopedia.com/ask/answers/040215/what-does-sp-500-index-measure-and-how-it-calculated.asp>
- Roy, A. D. (1952). Safety First and the Holding of Assets. *Econometrica*, 20(3), 431. <https://doi.org/10.2307/1907413>
- Sahm, C. (2019). Direct stimulus payments to individuals (Policy Proposal). The Hamilton Project, Brookings Institution.
- Sahm, C. (2025). Real-time Sahm Rule Recession Indicator [SAHMREALTIME], retrieved from FRED, Federal Reserve Bank of St. Louis; <https://fred.stlouisfed.org/series/SAHMREALTIME>, May 11, 2025.
- Sharpe, W. F. (1966). Mutual Fund Performance. *The Journal of Business*, 39(1), 119–138.
- Sharpe, W. F. (1998). The Sharpe Ratio. *Streetwise—the Best of the Journal of Portfolio Management*, 3, 169-185
- Sonders, L. A., & Gordon, K. (2024). What Past Fed Rate Cycles Can Tell Us. Retrieved April 12, 2025, from Schwab Brokerage website: <https://www.schwab.com/learn/story/what-past-fed-rate-cycles-can-tell-us>
- Thorbecke, W. (2023). The Impact of Monetary Policy on the U.S. Stock Market since the COVID-19 Pandemic. *International Journal of Financial Studies*, 11(4), 134.
- U.S. Federal Reserve. (2021). Monetary Policy: What Are Its Goals? How Does It Work?
- U.S. Securities and Exchange Commission (2025). Exchange Act Reporting and Registration. Retrieved April 12, 2025, from SEC.gov
- Walkshäusl, C. (2020). Piotroski's FSCORE: international evidence. *Journal of Asset Management*, 21(2), 106–118. <https://doi.org/10.1057/s41260-020-00157-2>
- Warren Buffet. (1987). Carta anual a los accionistas. Berkshire Hathaway

World Bank. (2023). Global Financial Development Database.