



MÁSTER UNIVERSITARIO EN FINANZAS Y BANCA

Inercia Factorial: Inversión Multifactorial Dinámica en el S&P 500

Trabajo Final de Máster

UPF Barcelona School of Management

Autor: Javier Mestre Molins | **Mentor:** David Horna Marcos

Curso académico 2025–2026

Resumen ejecutivo

La inversión sistemática basada en factores (*factor investing*) se ha consolidado como una de las propuestas con mayor respaldo académico e institucional de las últimas décadas. Su implementación práctica, sin embargo, afronta dos retos persistentes. El primero es de integración: combinar varios factores agregando índices unifactoriales (*Top-Down*) diluye las exposiciones, un problema que la evaluación a nivel de acción individual (*Bottom-Up*) evita. El segundo es de ciclicidad: las primas factoriales no son constantes, sino que varían según el régimen de mercado, lo que cuestiona la optimalidad de las asignaciones estáticas. De ambos retos surge la pregunta que vertebra este trabajo: ¿es posible combinar múltiples factores de forma eficiente y, además, adaptar dinámicamente su ponderación al entorno de mercado?

Este Trabajo Final de Máster diseña y evalúa una estrategia multifactorial dinámica sobre el universo del S&P 500 durante el período 2000–2026. El sistema aborda tres preguntas sucesivas: la validación individual de cinco factores de estilo (Value, Quality, Momentum, Growth y Low Volatility), su integración en una única cartera combinada y el análisis de la predominancia factorial por sector. La hipótesis central sostiene que una asignación dinámica de pesos, basada en la *inercia* del rendimiento reciente de cada factor, genera una rentabilidad ajustada al riesgo superior a la de una asignación equiponderada estática ($1/N$).

Cada factor se construye a partir de descriptores estandarizados (z-scores compuestos) siguiendo la metodología de los índices S&P Dow Jones, con carteras equiponderadas, rebalanceo semestral y costes de transacción realistas. El universo se reconstruye con la composición histórica del índice en cada fecha, evitando el sesgo de supervivencia, y los datos fundamentales se incorporan solo desde su fecha de publicación, eliminando el sesgo de anticipación. La aportación metodológica es la regla de *inercia factorial*: una señal multi-horizonte que combina tres medias móviles exponenciales (21, 63 y 252 días de negociación, equivalentes a un mes, un trimestre y un año) con una transformación *softmax* y límites de exposición (0–50 %) para sobreponderar los factores en tendencia alcista. Sus parámetros se fijaron *a priori*, sin optimización sobre los datos del *backtest*, lo que elimina el riesgo de sobreajuste.

Los cinco factores generan, por separado, alfa CAPM estadísticamente significativo (entre 4,2 % y 6,0 % anual, confirmado por el contraste conjunto GRS), si bien atribuible a primas de riesgo conocidas y no a anomalías inexploradas. Al integrarlos en una única cartera, la estrategia de inercia supera a la equiponderada estática en todas las métricas de rentabilidad ajustada al riesgo: el CAGR pasa del 9,1 % al 11,3 % (+2,2 puntos porcentuales), el ratio de Sharpe de 0,49 a 0,58 y el de Sortino de 0,63 a 0,76, con un alfa CAPM del 6,2 % anual (significativo al 1 %) frente al 3,9 % de la equiponderada.

Ese alfa resiste además el modelo de tres factores de Fama-French (4,1 %, significativo) y solo se reduce a un 2 % no significativo al incorporar las primas de rentabilidad e inversión, lo que sitúa su origen en una exposición dinámica a la calidad y no en una anomalía. El de la equiponderada, en cambio, pierde la significatividad ya con el modelo de tres factores. Por último, el análisis por sectores revela que la predominancia factorial es específica de cada industria: Value lidera en los sectores cíclicos y ligados al balance (Financials, Energy e Industrials), además de en Health Care; Quality en los de caja estable y tecnología; y Momentum, Growth y Low Volatility en el resto, lo que ofrece una guía práctica sobre qué factor priorizar en cada sector.

La diferencia de Sharpe, sin embargo, no alcanza significatividad estadística (test de Jobson-Korkie, $p = 0,42$; *bootstrap* por bloques, $p = 0,23$), por lo que no puede rechazarse formalmente la hipótesis nula. Este resultado, habitual en la literatura de *factor timing*, se explica por la elevada correlación entre ambas estrategias (0,90) y el reducido número de rebalanceos efectivos. Ahora bien, la ventaja económica es consistente y sustancial. A lo largo de los 26 años simulados (2000–2026), la estrategia de inercia multiplica el capital inicial por 16,6, frente a 9,8 de la equiponderada: un 69 % más de valor final, resultado de acumular por interés compuesto los 2,2 puntos porcentuales anuales de mayor CAGR. Esta ventaja se obtiene además con unos costes de transacción contenidos (en torno a 20 puntos básicos anuales), que apenas la erosionan. El resultado es, por tanto, económicamente relevante aunque estadísticamente no concluyente.

En conjunto, el trabajo aporta un sistema multifactorial reproducible y libre de sesgos, y muestra que la inercia factorial es una señal de asignación económicamente valiosa y viable en la práctica.

Palabras clave: factor investing, inercia factorial, asignación dinámica de factores, factor timing, factor momentum, smart beta, S&P 500.

Clasificación JEL: G11, G12, G14.

Abstract

Factor premia are not constant: their magnitude and relative structure vary with the market regime, challenging the optimality of static allocations. This thesis develops and evaluates a dynamic multi-factor investment strategy on the S&P 500 over the 2000–2026 period, integrating factors at the individual-stock level (Bottom-Up approach) to avoid the exposure dilution inherent to Top-Down schemes.

The system scores five style factors (Value, Quality, Momentum, Growth, and Low Volatility) through composite z-scores and builds portfolios with daily granularity, realistic transaction costs, semi-annual rebalancing, and historically accurate, survivorship-bias-free index composition. The methodological contribution is *factor inertia*: a dynamic weight-allocation rule, grounded in the *factor momentum* documented in the literature, that combines three multi-horizon exponential moving averages with a *softmax* transformation under exposure constraints to overweight factors in an uptrend.

All five factors generate significant CAPM alpha (4.2 %–6.0 % annually, $p < 0,01$), although it is absorbed by the Fama-French five-factor model: they capture known risk premia, not anomalies. The inertia strategy outperforms the static equal-weight baseline across all risk-adjusted metrics: the CAGR rises from 9.1 % to 11.3 % (+2.2 percentage points), the Sharpe ratio from 0.49 to 0.58 and the Sortino ratio from 0.63 to 0.76, with a 6.2 % annual CAPM alpha significant at the 1 % level. Unlike the equal-weight baseline, this alpha survives the Fama-French three-factor model and still retains an economically relevant 2 % under the five-factor model (though no longer statistically significant), locating its source in a dynamic tilt toward quality and disciplined investment rather than in an anomaly; a regime analysis confirms the underlying factor cyclicity. The Sharpe difference does not reach statistical significance (Jobson-Korkie test, $p = 0,42$), but the economic advantage is substantial: over the 26-year horizon the strategy multiplies the initial capital 16.6-fold versus 9.8-fold for the equal-weight baseline, a 69 % higher terminal value. The result is economically relevant yet statistically inconclusive.

Keywords: factor investing, factor inertia, dynamic factor allocation, factor timing, factor momentum, smart beta, S&P 500.

Agradecimientos

A mi mentor, David Horna Marcos, por su orientación y su disponibilidad a lo largo de todo el proyecto. Supo quitarme de la cabeza las ideas más disparatadas y ayudarme a aterrizar bien el trabajo; su guía me evitó más de un callejón sin salida.

Al equipo docente de la UPF Barcelona School of Management, por los conocimientos y las clases de todo un año de máster, y por su disponibilidad para comentar cualquier aspecto del proyecto siempre que lo necesité.

Y a mi familia, y muy en especial a mi padre, por sus consejos y su orientación durante todo este trabajo. Sin ese apoyo, llegar hasta aquí habría costado mucho más.

Declaración sobre el uso de inteligencia artificial

En la elaboración de este Trabajo Final de Máster se han empleado herramientas de inteligencia artificial generativa, en concreto el modelo Claude (Anthropic, 2026), como apoyo en las siguientes tareas: la asistencia en la redacción y la revisión de estilo del texto, la estructuración y síntesis de contenidos, la clarificación de conceptos teóricos y el apoyo en la revisión y depuración del código del sistema.

El diseño del sistema, la formulación de la hipótesis y de las preguntas de investigación, la metodología, la implementación del motor de simulación, el tratamiento de los datos, el análisis estadístico, los resultados obtenidos y las conclusiones son obra original del autor. Las herramientas de inteligencia artificial no se han utilizado para generar ni falsear resultados, ni para presentar como propio ningún contenido producido íntegramente por ellas. Todo el contenido elaborado con su asistencia ha sido revisado, verificado y validado críticamente por el autor, quien asume la plena responsabilidad sobre el conjunto del trabajo.

Índice general

Resumen ejecutivo	ii
Abstract	v
Agradecimientos	vii
Declaración sobre el uso de inteligencia artificial	viii
1. Introducción	1
1.1. Contexto y motivación	1
1.2. Objetivos y preguntas de investigación	1
1.3. Hipótesis del trabajo	2
1.4. Estructura del documento	2
2. Estado del arte	4
2.1. Evolución de los modelos factoriales	4
2.2. Definición y medición de factores en la literatura	5
2.2.1. Valor	6
2.2.2. Calidad	7
2.2.3. Momentum	7
2.2.4. Growth	7
2.2.5. Baja volatilidad	8
2.2.6. Síntesis: métricas de referencia	9
2.3. El problema de la integración: <i>Top-Down</i> vs. <i>Bottom-Up</i>	9
2.4. Ciclicidad económica y gestión dinámica de factores	10
3. Metodología	13
3.1. Universo de datos y aseguramiento de calidad	13
3.1.1. Reconstrucción de la composición histórica del índice	14
3.2. Definición de los factores del sistema	14
3.2.1. Factor Value	15
3.2.2. Factor Quality	16
3.2.3. Factor Momentum	16
3.2.4. Factor Growth	16
3.2.5. Factor Low Volatility	17
3.3. Proceso de scoring y normalización	17
3.4. Construcción de carteras	20
3.4.1. Selección diferenciada por nivel	20
3.4.2. Ponderación y justificación	20
3.4.3. Modelo de costes de transacción	21
3.5. Nivel 1: Carteras unifactoriales	21
3.6. Nivel 2: Integración multifactorial	21
3.6.1. Estrategia equiponderada (baseline)	22
3.6.2. Estrategia de inercia factorial	22
3.6.3. Ranking Bottom-Up	25
3.7. Nivel 3: Análisis sectorial	26

3.8. Métricas de evaluación	27
3.9. La plataforma de <i>backtesting</i>	29
4. Resultados empíricos	30
4.1. Datos utilizados	30
4.2. Nivel 1: Carteras unifactoriales	30
4.2.1. Validación estadística: regresión CAPM	32
4.2.2. Regresión Fama-French de tres y cinco factores	33
4.3. Nivel 2: Integración multifactorial	35
4.3.1. Rendimiento de la estrategia	35
4.3.2. La dinámica de pesos: la hipótesis en movimiento	37
4.3.3. El mecanismo a nivel de acción: el caso de Apple	40
4.3.4. El origen del alfa: análisis factorial	40
4.4. Contraste de la hipótesis	42
4.4.1. Justificación de la elección de parámetros	44
4.5. Nivel 3: Análisis sectorial	44
4.5.1. Un caso ilustrativo: Value in Health Care	46
4.5.2. Inercia factorial intrasectorial	48
4.6. Análisis por regímenes de mercado	48
4.7. Respuestas a las preguntas de investigación	49
5. Conclusiones	52
5.1. Síntesis de hallazgos	52
5.2. Implicaciones prácticas	53
5.3. Limitaciones	53
5.4. Líneas de investigación futura	54
A. La plataforma web: recorrido visual	56
A.1. Página de inicio	56
A.2. Configuración de la estrategia	57
A.3. Rendimiento de los factores	58
A.4. Resultados de la estrategia	59
A.5. Desglose sectorial	60
A.6. Análisis estadístico	61
Bibliografía	63

Índice de figuras

3.1. Ranking de las diez primeras acciones del factor Value en el último rebalanceo. Las columnas B/P (<i>Book-to-Price</i>), <i>Earnings Yield</i> (E/P) y <i>Revenue Yield</i> (S/P) muestran los z-scores estandarizados de cada descriptor; la columna <i>Composite</i> es su media aritmética (Ecuación 3.2).	19
4.1. Curvas de rendimiento acumulado de las cinco carteras unifactoriales (base 100, escala logarítmica), 2000–2026.	31
4.2. Evolución del valor de las estrategias combinadas (inercia y equiponderada) frente al S&P 500 con rentabilidad total (base 100, escala logarítmica), 2000–2026.	35
4.3. Asignación de pesos factoriales a lo largo del tiempo (2000–2026). El esquema dinámico (a) rota la exposición según la inercia de cada factor; el estático (b) la mantiene constante.	38
4.4. Cartera de la estrategia de inercia vigente al cierre de la simulación (29-04-2026): las 25 posiciones seleccionadas, con su puntuación en cada factor y la puntuación compuesta.	39
4.5. Mapa de calor del ratio de Sharpe por factor y sector GICS (2000–2026). Verde: mejor rendimiento ajustado al riesgo; rojo: peor. Las dos últimas columnas muestran las carteras combinadas equiponderada y de inercia dentro de cada sector.	45
4.6. Mapa de calor del CAGR por factor y sector GICS (2000–2026), presentado como contraste de la versión ajustada al riesgo (Figura 4.5). El factor dominante coincide en 9 de 11 sectores.	46
4.7. Curvas de rendimiento acumulado de los cinco factores y de las dos carteras combinadas dentro del sector Health Care (base 100, escala logarítmica), 2000–2026. La cartera de Value (azul) domina con claridad.	47
4.8. Cartera del factor Value en Health Care en el último rebalanceo: quince primeras posiciones, con sus tres descriptores estandarizados (<i>Book-to-Price</i> , <i>Earnings Yield</i> y <i>Revenue Yield</i>) y la puntuación compuesta. . .	48
4.9. Curvas de rendimiento acumulado de los cinco factores (base 100, escala logarítmica) sobre un fondo sombreado según el régimen de mercado vigente. El liderazgo factorial rota a lo largo del ciclo.	49
A.1. Página de inicio de la plataforma.	57
A.2. Pantalla de configuración, con la configuración exacta empleada en este trabajo.	58
A.3. Pestaña de rendimiento de los factores (Nivel 1).	59
A.4. Pestaña de resultados de la estrategia combinada (Nivel 2).	60
A.5. Pestaña de desglose sectorial (Nivel 3).	61
A.6. Pestaña de análisis estadístico: veredicto y regresiones factoriales. . . .	62

Índice de tablas

2.1.	Definición de factores en la literatura académica y los índices institucionales.	9
2.2.	Factores con mejor y peor rendimiento relativo según el régimen macro-económico.	11
3.1.	Factores implementados en el sistema: variables, normalización e inversión.	15
3.2.	Parámetros del algoritmo de asignación dinámica de pesos.	25
3.3.	Ilustración del <i>ranking</i> Bottom-Up en el rebalanceo del 31-03-2026: el mismo conjunto de acciones puntuado con dos vectores de pesos distintos. El <i>composite</i> es el producto de las puntuaciones factoriales por el vector de pesos; entre paréntesis, la posición resultante.	26
4.1.	Métricas de rendimiento de las carteras unifactoriales (2000–2026). En negrita, el mejor valor de cada métrica.	31
4.2.	Matriz de correlación de los rendimientos diarios de las carteras unifactoriales (2000–2026).	32
4.3.	Regresión CAPM de las carteras unifactoriales (Newey-West HAC, 10 lags).	33
4.4.	Progresión del alfa anual de las carteras unifactoriales a través de los modelos CAPM, FF3 y FF5 (Newey-West HAC; p-valor entre paréntesis).	34
4.5.	Regresión Fama-French 5 factores (Newey-West HAC, 10 lags).	34
4.6.	Rendimiento y riesgo de las estrategias combinadas frente al S&P 500 (2000–2026). En negrita, el mejor valor de cada métrica.	36
4.7.	Los cinco mayores <i>drawdowns</i> de la estrategia de inercia (2000–2026). .	37
4.8.	Pesos factoriales de la estrategia de inercia en dos regímenes opuestos: la crisis financiera (septiembre de 2008) y la expansión con tipos bajos (marzo de 2017). En negrita, el factor que alcanza el tope permitido del 50 %.	38
4.9.	Cálculo de la puntuación compuesta de Apple (AAPL) en el rebalanceo del 31-03-2020.	40
4.10.	Regresión CAPM de las estrategias combinadas (Newey-West HAC). .	41
4.11.	Regresión Fama-French de tres factores de las estrategias combinadas (Newey-West HAC).	41
4.12.	Regresión Fama-French de cinco factores de las estrategias combinadas (Newey-West HAC).	41
4.13.	Cargas factoriales del modelo de cinco factores de Fama-French para las estrategias combinadas (Newey-West HAC; p-valor entre paréntesis). .	42

1. Introducción

1.1 Contexto y motivación

La forma de gestionar carteras de inversión ha cambiado mucho en las últimas décadas. Frente al enfoque tradicional basado en la selección discrecional de activos, la inversión sistemática basada en factores, conocida como *factor investing*, se ha consolidado como una alternativa con sólido respaldo académico y creciente adopción institucional. Su premisa es que determinadas características de las acciones, como su valoración, calidad financiera, impulso de precios o nivel de volatilidad, explican de forma persistente las diferencias de rentabilidad entre activos, más allá de su simple exposición al riesgo de mercado.

Desde los trabajos de Fama y French en los años noventa, la literatura ha documentado un amplio conjunto de factores con capacidad predictiva sobre los rendimientos futuros. La industria de gestión de activos ha traducido estos hallazgos en productos concretos como los índices *Smart Beta*, que permiten a los inversores capturar estas primas con transparencia y a bajo coste.

Sin embargo, la implementación práctica del *factor investing* plantea dos desafíos que la literatura académica ha abordado cada vez más. En primer lugar, la forma de combinar múltiples factores en una cartera afecta a la eficiencia de las exposiciones resultantes: los enfoques *Top-Down* (combinar índices unifactoriales) sufren un problema de dilución que los enfoques *Bottom-Up* (evaluar a nivel de acción individual) evitan. En segundo lugar, las primas factoriales no son constantes: su magnitud y estructura relativa varían en función del régimen macroeconómico, lo que pone en cuestión la optimalidad de las asignaciones estáticas. El factor que lidera un régimen puede quedar rezagado en el siguiente, de modo que una ponderación fija apuesta de forma permanente por lo que funcionó en el pasado, sin garantía de que siga funcionando.

Este trabajo nace de la confluencia de ambos desafíos. Si los factores son cíclicos y su integración requiere un enfoque cuidadoso, ¿es posible diseñar un sistema que combine múltiples factores de forma eficiente y que, además, adapte dinámicamente su ponderación al entorno de mercado?

1.2 Objetivos y preguntas de investigación

El objetivo general de este trabajo es diseñar, implementar y validar una estrategia de inversión multifactorial dinámica aplicada al universo del S&P 500, utilizando datos históricos del período 2000–2026. El sistema se estructura en tres niveles progresivos, cada uno de los cuales busca responder a una pregunta de investigación específica:

Nivel 1. Validación individual: ¿Muestran los factores individuales (Value, Quality, Momentum, Growth y Low Volatility) persistencia suficiente en el S&P 500 para generar alfa por separado? Este nivel construye carteras puras por factor y evalúa su rendimiento frente al *benchmark*.

Nivel 2. Integración: ¿Es capaz una estrategia de asignación dinámica de pesos, basada en la *inercia* del rendimiento de cada factor, de superar en rentabilidad ajustada al riesgo a una estrategia multifactorial estática? Este nivel compara la integración equiponderada ($1/N$) con la ponderación dinámica por *inercia factorial*.

Nivel 3. La lupa sectorial: ¿Existen patrones de predominancia factorial en sectores específicos? Este nivel analiza si determinados factores son sistemáticamente más relevantes en ciertos sectores del S&P 500.

1.3 Hipótesis del trabajo

A partir de las preguntas anteriores, y apoyándose en la evidencia sobre la ciclicidad de las primas factoriales y la existencia de la *inercia factorial* (revisadas en el Capítulo 2), este trabajo formula la siguiente hipótesis central:

Hipótesis: Una asignación de los pesos factoriales por *inercia*, que pondera cada factor en función de su rendimiento relativo reciente, genera una rentabilidad ajustada al riesgo superior a la de una asignación equiponderada estática ($1/N$) sobre el mismo conjunto de factores, en el universo del S&P 500 durante el período 2000–2026.

Formalmente, siendo $\text{Sharpe}_{\text{inercia}}$ el ratio de Sharpe de la estrategia de inercia y $\text{Sharpe}_{1/N}$ el de la estrategia equiponderada:

$$H_0 : \text{Sharpe}_{\text{inercia}} \leq \text{Sharpe}_{1/N} \quad (1.1)$$

$$H_1 : \text{Sharpe}_{\text{inercia}} > \text{Sharpe}_{1/N} \quad (1.2)$$

1.4 Estructura del documento

El resto de este documento se organiza de la siguiente manera:

- El Capítulo 2 revisa la literatura académica e institucional que fundamenta el trabajo: la evolución de los modelos factoriales, la definición y medición de los factores en la industria, el problema de la integración multifactorial y la evidencia sobre la ciclicidad de las primas.

- El Capítulo 3 describe la metodología de investigación: el universo de datos, la definición concreta de los factores implementados, el proceso de normalización, la construcción de carteras y el algoritmo de asignación dinámica.
- El Capítulo 4 presenta los resultados empíricos obtenidos en los tres niveles de análisis, incluyendo las métricas de rendimiento, los contrastes estadísticos de la hipótesis y la comparación con el *benchmark*.
- El Capítulo 5 expone las conclusiones del trabajo, las limitaciones identificadas y las líneas de investigación futura.

2. Estado del arte

El presente capítulo revisa la literatura académica e institucional que fundamenta este trabajo. La exposición se organiza en cuatro secciones que siguen una progresión: en primer lugar, se traza la evolución de los modelos factoriales desde el CAPM hasta el modelo de cinco factores de Fama-French (Sección 2.1); a continuación, se examina cómo la literatura académica y la industria de índices definen y miden los principales factores de inversión (Sección 2.2); posteriormente, se analiza el problema de cómo integrar múltiples factores en una cartera, comparando los enfoques *Top-Down* y *Bottom-Up* (Sección 2.3); y, finalmente, se revisa la evidencia sobre la ciclicidad de los factores y sus implicaciones para la gestión dinámica (Sección 2.4).

2.1 Evolución de los modelos factoriales

El punto de partida de la teoría moderna de valoración de activos es el *Capital Asset Pricing Model* (CAPM), desarrollado por Sharpe (1964) y Lintner (1965) en la década de 1960. El CAPM establece que la rentabilidad esperada de un activo es una función lineal de un único factor de riesgo sistemático; la beta del mercado:

$$E(R_i) = R_f + \beta_i [E(R_m) - R_f] \quad (2.1)$$

donde R_f es el tipo libre de riesgo, R_m la rentabilidad del mercado y β_i la sensibilidad del activo i al riesgo de mercado. Bajo este modelo, un inversor que deseara mayor rentabilidad solo podría obtenerla asumiendo una mayor exposición al mercado. Cualquier desviación respecto a esta relación constituiría una anomalía.

La evidencia empírica acumulada durante las décadas siguientes reveló que el CAPM era insuficiente. Fama y French (1992) documentaron que, durante el período 1963–1990, la relación entre beta y rentabilidad media desaparecía. En su lugar, identificaron dos variables con poder explicativo significativo: el **tamaño** (capitalización bursátil) y el **valor** (ratio valor contable sobre valor de mercado, B/M). Las acciones de menor capitalización y las acciones con alto B/M, las denominadas acciones *value*, obtenían rentabilidades sistemáticamente superiores a las predichas por el CAPM.

Estos hallazgos sentaron las bases para que, un año más tarde, los mismos autores formalizaran el modelo de tres factores (Fama & French, 1993):

$$E(R_i) - R_f = \beta_{i,\text{MKT}} \cdot \text{MKT} + \beta_{i,\text{SMB}} \cdot \text{SMB} + \beta_{i,\text{HML}} \cdot \text{HML} \quad (2.2)$$

donde SMB (*Small Minus Big*) captura la prima de tamaño y HML (*High Minus Low*) la prima de valor. Este modelo supuso un cambio de paradigma: la rentabilidad esperada

de un activo no depende únicamente de su exposición al mercado, sino también de los factores de tamaño y valor.

Poco después, Carhart (1997) amplió el modelo incorporando un cuarto factor: el **momentum** (WML, *Winners Minus Losers*), basado en la evidencia de Jegadeesh y Titman (1993) de que las acciones ganadoras tienden a seguir ganando en el corto plazo. El modelo de cuatro factores se convirtió en el estándar de referencia para evaluar el rendimiento de fondos de inversión, y demostró que gran parte de la persistencia observada en los resultados de los gestores se explica por exposiciones a estos factores, no por habilidad selectiva.

No obstante, el modelo de cuatro factores seguía dejando patrones de rentabilidad sin explicar. Fama y French (2015) extendieron su modelo incorporando dos factores motivados por la teoría de descuento de dividendos: la **rentabilidad operativa** y la **inversión**:

$$E(R_i) - R_f = \beta_{\text{MKT}} \cdot \text{MKT} + \beta_{\text{SMB}} \cdot \text{SMB} + \beta_{\text{HML}} \cdot \text{HML} + \beta_{\text{RMW}} \cdot \text{RMW} + \beta_{\text{CMA}} \cdot \text{CMA} \quad (2.3)$$

donde RMW (*Robust Minus Weak*) captura la prima de rentabilidad y CMA (*Conservative Minus Aggressive*) la prima de inversión. Al incluir estos factores, el factor de valor HML se vuelve parcialmente redundante: su efecto puede explicarse por la combinación de RMW y CMA. Esto sugiere que el valor, tal como se medía tradicionalmente, era en parte un indicador indirecto de la calidad empresarial.

Esta evolución, de un único factor de mercado a cinco factores diferenciados, constituye la base teórica del *factor investing*.

2.2 Definición y medición de factores en la literatura

Conocidos los factores que la teoría ha documentado, su aplicación práctica exige una definición operativa concreta. Los modelos académicos de Fama-French emplean factores contruidos como carteras *long-short* (SMB, HML, RMW, CMA) diseñados para aislar primas de riesgo en un marco de regresión. Sin embargo, la industria de gestión de activos, bajo el paradigma del *Smart Beta*, ha estandarizado un conjunto ligeramente distinto de **factores de estilo** orientados a la construcción práctica de carteras *long-only*. Este conjunto incorpora factores con amplio respaldo empírico que no están explícitamente presentes en el modelo de cinco factores, como el Momentum (Carhart, 1997; Jegadeesh & Titman, 1993), el Crecimiento y la Baja Volatilidad (Ang et al., 2006; Haugen & Baker, 1991). Al mismo tiempo, el factor de inversión (CMA) se subsume frecuentemente dentro del factor de calidad, y el efecto tamaño (SMB), cuya prima se ha debilitado en las últimas décadas, suele capturarse indirectamente a través de restricciones en el universo de inversión. Los principales proveedores de índices han convergido hacia este enfoque práctico; este trabajo adopta como referencia la metodología de S&P Dow Jones Indices, que es la que se revisa a continuación.

La literatura ha abordado extensamente cómo operacionalizar cada factor. Para un mismo concepto existen múltiples métricas posibles, y la elección de una única variable puede introducir sesgos o capturar señales espurias (*data snooping*). Ante este riesgo, tanto la literatura académica como la industria han adoptado **puntuaciones compuestas** (*Composite Scores*): se combinan múltiples descriptores en una puntuación agregada, produciendo mediciones más robustas (S&P Dow Jones Indices, 2023a, 2023d).

La estandarización sigue una metodología común: cada descriptor se transforma en un *z-score* respecto al universo de inversión:

$$Z_{i,d} = \frac{x_{i,d} - \mu_d}{\sigma_d} \quad (2.4)$$

donde $x_{i,d}$ es el valor del descriptor para la acción i , μ_d su media en el universo y σ_d su desviación estándar. La puntuación compuesta de cada factor es la media aritmética de los *z-scores* de sus descriptores. Esta normalización puede aplicarse globalmente o dentro de cada sector, para evitar que las diferencias estructurales entre sectores dominen la señal factorial. La elección entre normalización global y sectorial es una decisión de implementación que se detalla en el Capítulo 3.

A continuación se revisa cómo la literatura y la industria definen los principales factores de inversión.

2.2.1 Valor

El factor de valor, es decir, la tendencia de las acciones infravaloradas a generar rentabilidades superiores, fue documentado originalmente por Fama y French (1992) utilizando el ratio B/M como única métrica. Sin embargo, la literatura posterior ha identificado que un solo ratio puede conducir a “*trampas de valor*”: acciones que parecen baratas por una métrica pero cuyo bajo precio refleja un deterioro fundamental genuino.

Por esta razón, los índices institucionales emplean puntuaciones compuestas. S&P Dow Jones (S&P Dow Jones Indices, 2023a) define el factor Value como la combinación de tres ratios estandarizados. Los descriptores son:

- **Valor Contable / Precio:** $\frac{B}{P} = \frac{\text{Valor Contable por Acción}}{\text{Precio}}$
- **Beneficios / Precio:** $\frac{E}{P} = \frac{\text{Beneficio por Acción}}{\text{Precio}}$
- **Ventas / Precio:** $\frac{S}{P} = \frac{\text{Ventas por Acción}}{\text{Precio}}$

S&P Dow Jones invierte la dirección de estos ratios en la estandarización, de modo que las acciones más baratas reciben puntuaciones más altas.

2.2.2 Calidad

El factor de calidad identifica empresas con fundamentos financieros sólidos. Su base teórica proviene del factor RMW del modelo de Fama y French (2015), que demuestra que las empresas con alta rentabilidad operativa obtienen rendimientos superiores de forma sistemática.

S&P Dow Jones (S&P Dow Jones Indices, 2023d) define la calidad mediante tres descriptores:

- **Rentabilidad sobre el Capital:** $ROE = \frac{BPA}{\text{Valor Contable por Acción}}$
- **Ratio de acumulación contable:** $\text{Accruals} = \frac{\Delta \text{Activos Operativos Netos}}{\text{Activos Totales Medios}}$
- **Apalancamiento financiero:** $\text{Leverage} = \frac{\text{Deuda Total}}{\text{Valor Contable}}$

Los dos últimos descriptores se invierten, ya que menor apalancamiento y menor acumulación contable indican mayor calidad.

2.2.3 Momentum

El *momentum* se fundamenta en la anomalía documentada por Jegadeesh y Titman (1993): las acciones ganadoras tienden a seguir ganando en el corto y medio plazo. Esta persistencia, replicada en numerosos mercados y períodos, es una de las anomalías más robustas de la literatura. Carhart (1997) formalizó su inclusión como cuarto factor en los modelos de valoración.

S&P Dow Jones (S&P Dow Jones Indices, 2023c) define el *momentum* como la rentabilidad ajustada por riesgo:

- **Retorno ajustado por riesgo:** $M_i = \frac{r_{12-1}}{\sigma_i}$

donde:

$$r_{12-1} = \frac{P_{t-1}}{P_{t-12}} - 1$$

es la rentabilidad acumulada de 12 meses excluyendo el mes más reciente, y σ_i la volatilidad anualizada del activo.

La exclusión del último mes evita el efecto de reversión a corto plazo, documentado como un fenómeno distinto del *momentum*.

2.2.4 Growth

El factor de crecimiento captura empresas con tasas superiores de expansión en ventas y beneficios. Aunque en la literatura académica el crecimiento se ha tratado

frecuentemente como la inversa del valor (las acciones *growth* son aquellas con bajo B/M, es decir, altas valoraciones), la industria de índices lo ha diferenciado como un factor independiente con descriptores propios.

S&P Dow Jones (S&P Dow Jones Indices, 2023b) define el factor Growth mediante tres descriptores:

- **Crecimiento de ventas a 3 años:** $g_{\text{ventas}} = \frac{\text{Ventas}_t - \text{Ventas}_{t-3}}{\text{Ventas}_{t-3}}$
- **Cambio de beneficios sobre precio:** $\frac{\Delta \text{BPA}}{\text{Precio}}$
- **Retorno ajustado por riesgo:** $\frac{r_{12-1}}{\sigma_i}$, donde r_{12-1} es la rentabilidad acumulada de los últimos 12 meses excluyendo el mes más reciente y σ_i la volatilidad anualizada

S&P Dow Jones utiliza la misma métrica de retorno ajustado por volatilidad en los factores Momentum y Growth, lo que refleja la importancia que la industria otorga a la normalización por riesgo en las señales de precio. Puntuaciones más altas indican empresas con mayor dinamismo en su crecimiento fundamental.

Aunque el crecimiento presenta cierta correlación con el valor (relación inversa) y con el *momentum* (relación positiva a través del componente de retorno ajustado por riesgo), los índices institucionales lo tratan como una dimensión diferenciada que captura la dinámica fundamental de la empresa (ventas y beneficios) más allá de la simple apreciación del precio.

2.2.5 Baja volatilidad

La anomalía de baja volatilidad contradice directamente al CAPM: las acciones con menor volatilidad histórica tienden a ofrecer rentabilidades ajustadas al riesgo superiores. Haugen y Baker (1991) fueron de los primeros en documentar que carteras de mínima varianza igualaban o superaban la rentabilidad del mercado con un riesgo sustancialmente menor. Ang et al. (2006) confirmaron que las acciones con alta volatilidad idiosincrática obtienen rentabilidades anormalmente bajas. Baker et al. (2011) atribuyeron la persistencia de esta anomalía a las restricciones institucionales: los gestores profesionales, evaluados por su *tracking error* respecto a un *benchmark*, no pueden explotar la anomalía sin alejarse demasiado del índice.

La métrica más utilizada para capturar este factor es:

- **Volatilidad histórica:** $\sigma_i = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{t=1}^N (r_{i,t} - \bar{r}_i)^2} \times \sqrt{252}$

donde $r_{i,t}$ son los rendimientos diarios y el factor $\sqrt{252}$ anualiza la medida. Se invierte el signo en la estandarización, de modo que acciones menos volátiles reciben puntuaciones más altas. S&P Dow Jones adopta este enfoque directo basado en la inversa de la volatilidad realizada, que es el que se replica en este trabajo.

2.2.6 Síntesis: métricas de referencia

La Tabla 2.1 sintetiza las principales métricas utilizadas por la literatura y la industria para definir cada factor. Estas definiciones constituyen el punto de partida sobre el que se construye la metodología empírica del presente trabajo, como se detalla en el Capítulo 3.

Tabla 2.1: Definición de factores en la literatura académica y los índices institucionales.

Factor	Descriptores principales
Value	Book/Price, Earnings/Price, Sales/Price
Quality	ROE, Accruals Ratio, Financial Leverage
Momentum	Rentabilidad 12-1 meses ajustada por volatilidad
Growth	Crecimiento ventas, $\Delta BPA/Precio$, r_{12-1}/σ
Low Volatility	Inversa de la volatilidad realizada

2.3 El problema de la integración: *Top-Down* vs. *Bottom-Up*

Una vez definidos los factores individuales, surge el primer reto práctico de su aplicación: cómo combinarlos en una cartera. La literatura distingue dos enfoques con implicaciones muy diferentes.

El enfoque ***Top-Down***, también denominado *index-of-indices*, combina índices unifactoriales independientes asignando un peso a cada uno. Aunque es intuitivamente sencillo, Innes (2017) documenta un problema estructural: la dilución de las exposiciones factoriales. Cada índice unifactorial selecciona acciones con alta exposición a su factor objetivo, pero estas pueden tener exposiciones débiles o negativas a los demás factores. Por ejemplo, una acción seleccionada por su alto B/M (valor) puede presentar simultáneamente un *momentum* negativo. Al combinar los índices, estas exposiciones cruzadas se cancelan y la cartera resultante queda diluida. Cuantos más factores se combinan, más pronunciado es el efecto.

El enfoque ***Bottom-Up*** evalúa las puntuaciones factoriales a nivel de cada acción individual antes de la selección. Se calcula una puntuación compuesta para cada acción y se seleccionan aquellas con puntuaciones elevadas en múltiples factores simultáneamente. Estas acciones, que Innes denomina “*atletas completos*”, ofrecen exposiciones equilibradas sin las cancelaciones del enfoque *Top-Down*. Para cuantificar esta diferencia, Innes propone el *Factor Efficiency Ratio* (FER) y demuestra que las carteras *Bottom-Up* alcanzan ratios de eficiencia consistentemente superiores (Innes, 2017, 2018).

En términos formales, el enfoque *Bottom-Up* calcula para cada acción i una pun-

tuación multifactorial compuesta como la media ponderada de sus *z-scores* factoriales:

$$S_i = \sum_{f=1}^F w_f \cdot Z_{i,f} \quad (2.5)$$

donde $Z_{i,f}$ es el *z-score* de la acción i para el factor f , w_f el peso asignado a cada factor y F el número de factores (en este caso, $F = 5$: Value, Quality, Momentum, Growth y Low Volatility). Las acciones con las puntuaciones más altas se seleccionan para la cartera. Esta formulación, empleada por S&P Dow Jones en su índice QVM Multi-Factor (S&P Dow Jones Indices, 2023a), es la que se replica en el presente trabajo.

Queda por resolver una cuestión clave que la literatura también ha abordado: ¿deben los pesos w_f ser fijos o adaptarse al entorno de mercado?

2.4 Ciclicidad económica y gestión dinámica de factores

La respuesta a esta pregunta exige reconocer un supuesto implícito que comparten todos los modelos y métodos anteriores: el de que las primas factoriales son constantes en el tiempo. Si lo fueran, una asignación de pesos fija sería óptima y la pregunta carecería de interés. Pero una línea de investigación creciente demuestra que no lo son, y es aquí donde se sitúa el segundo reto, el más determinante para este trabajo.

Kuo y Huang (2022) analizan el comportamiento de los cinco factores de Fama-French a lo largo de ciclos definidos por los tipos de interés (series de Shiller) y el sentimiento inversor (índice de Baker-Wurgler). Sus resultados, obtenidos mediante un modelo GARCH asimétrico, revelan patrones diferenciados: en ciclos de tipos altos y sentimiento elevado, el factor de valor (HML) es el principal beneficiado; en entornos de tipos bajos y sentimiento deprimido, domina el factor de tamaño (SMB). Las primas factoriales no solo varían en magnitud, sino que su estructura relativa cambia según el régimen económico.

Hao y Watts (2024) complementan este análisis desde una perspectiva histórica amplia, definiendo cuatro regímenes macroeconómicos a partir de dos ejes (crecimiento, medido por el *Composite Leading Indicator* de la OCDE, e inflación, medida por el CPI) y examinando el rendimiento de los principales índices factoriales del S&P 500 en cada uno. La Tabla 2.2 resume los principales hallazgos de ambos estudios.

Tabla 2.2: Factores con mejor y peor rendimiento relativo según el régimen macroeconómico.

Régimen	Favorecidos ↑	Desfavorecidos ↓
<i>Regímenes de crecimiento e inflación</i> (Hao & Watts, 2024)		
Crec. ↑ / Infl. ↓	Growth, Momentum	Low Volatility
Crec. ↑ / Infl. ↑	Momentum	Low Volatility
Crec. ↓ / Infl. ↓	Quality	Value
Crec. ↓ / Infl. ↑	Low Volatility	Growth, Momentum
<i>Regímenes de tipos de interés y sentimiento</i> (Kuo & Huang, 2022)		
Tipos altos / sent. alto	Value (HML)	—
Tipos bajos / sent. bajo	Size (SMB)	—

La conclusión central de ambos estudios es que ningún factor individual domina en todos los entornos. Esto implica que una asignación equiponderada y estática (esquema $1/N$) es subóptima. En determinados regímenes, sobreponderar factores cuya prima es temporalmente negativa puede amplificar las pérdidas.

La literatura sugiere varias alternativas para abordar esta ciclicidad. Una opción es la asignación basada en indicadores macroeconómicos, que requiere predecir el régimen vigente, tarea sujeta a elevada incertidumbre. Otra opción, más parsimoniosa, es la asignación basada en la *inercia* de los propios factores. Ehsani y Linnainmaa (2022) demuestran que la persistencia del rendimiento no es exclusivamente un fenómeno a nivel de acciones individuales, sino que existe también a nivel de factores: los factores que han tenido un buen rendimiento reciente tienden a seguir rindiendo bien en el corto plazo, y viceversa. De hecho, los autores argumentan que gran parte del *momentum* observado a nivel de acciones individuales es, en realidad, un subproducto de esta *inercia factorial*. Este hallazgo proporciona una base teórica sólida para estrategias de rotación que ajusten dinámicamente los pesos factoriales en función del rendimiento reciente de cada factor, capturando implícitamente la dinámica del régimen económico subyacente sin necesidad de modelizarlo explícitamente.

De esta forma, la literatura revisada en este capítulo sugiere un sistema que opera en tres niveles:

1. La selección de factores con respaldo académico contrastado, medidos mediante puntuaciones compuestas estandarizadas.
2. La integración multifactorial mediante un enfoque *Bottom-Up* que evita la dilución.
3. La asignación dinámica de pesos que reconoce la naturaleza cíclica de las primas factoriales.

En síntesis, la expresión que verteбра este trabajo es la Ecuación (2.5), donde los pesos w_f no son fijos sino que se ajustan en función del rendimiento relativo reciente de cada factor, siguiendo la lógica de la *inercia factorial*. Los detalles de implementación de este sistema, incluyendo el universo de datos, el algoritmo de asignación dinámica y las reglas de construcción de la cartera, se describen en el Capítulo 3.

3. Metodología

Este capítulo describe los métodos y herramientas empleados para contrastar la hipótesis planteada en la Sección 1.3. Se detalla el universo de datos utilizado, la definición concreta de cada factor, el proceso de normalización, las reglas de construcción de carteras y el algoritmo de asignación dinámica de pesos. El sistema ha sido implementado íntegramente en Python y se estructura como un pipeline automatizado que permite la reproducción completa de los resultados.

3.1 Universo de datos y aseguramiento de calidad

El universo de inversión está compuesto por los constituyentes históricos del índice S&P 500. Se utiliza la composición histórica del índice en cada fecha de rebalanceo, no la composición actual, con el fin de evitar el **sesgo de supervivencia** (*survivorship bias*): si solo se analizaran las empresas que forman parte del índice hoy, se excluirían aquellas que fueron eliminadas por quiebra, fusión o caída de capitalización, lo que sesgaría los resultados al alza.

- **Período de análisis:** enero de 2000 a abril de 2026.
- **Datos de precios:** frecuencia diaria, ajustados por dividendos y *splits*.
- **Datos fundamentales:** frecuencia trimestral, disponibles a partir de su **fecha de publicación** (*earnings announcement date*). Cada dato trimestral solo se incorpora al sistema tras la publicación oficial de resultados por parte de la empresa, no al cierre del trimestre fiscal. Este mecanismo, implementado en el motor de datos subyacente, garantiza la ausencia de **sesgo de anticipación** (*look-ahead bias*).
- **Fuentes de datos:** precios y datos fundamentales obtenidos de Financial Modeling Prep y S&P Global, sobre una base de datos PostgreSQL con caché en formato Parquet para una lectura vectorizada eficiente.
- **Herramientas:** Python como lenguaje base, con Polars para el procesamiento vectorizado de los datos y la construcción de carteras, y NumPy y SciPy para el análisis estadístico (regresiones factoriales, contrastes de hipótesis y remuestreo). El motor de simulación se expone mediante una API REST en FastAPI, con persistencia de las simulaciones en SQLite, y los resultados se exploran en una interfaz web desarrollada en React.

3.1.1 Reconstrucción de la composición histórica del índice

La composición del S&P 500 cambia continuamente: las empresas entran y salen del índice por variaciones de capitalización, fusiones, adquisiciones o quiebras. Por este motivo, el universo se construye con la composición *point-in-time* del índice, esto es, la pertenencia real en cada fecha pasada. Este criterio es el que elimina el sesgo de supervivencia: en cada rebalanceo se consideran exactamente las acciones que formaban parte del índice en ese momento, incluidas las que posteriormente fueron excluidas o desaparecieron.

La reconstrucción se apoya en un registro verificado de los constituyentes históricos del S&P 500, que asocia a cada fecha el conjunto exacto de empresas que integraban el índice. Este registro se contrasta con el historial oficial de altas y bajas del índice, lo que asegura una composición consistente y con cobertura continua a lo largo de todo el período de análisis. La pertenencia así determinada constituye el punto de partida sobre el que se calculan todos los factores.

Sobre este universo, los precios se emplean ya ajustados por dividendos y *splits* y se someten a un conjunto de validaciones estándar de calidad. Se descartan las cotizaciones inferiores a \$1 o superiores a \$100.000, que corresponden a acciones sin negociación efectiva o a errores de registro, y las series se alinean con el calendario bursátil estadounidense, excluyendo los días festivos y no hábiles en los que el mercado no operó. El resultado es un universo histórico consistente y libre de sesgos, sobre el que se construyen las carteras.

3.2 Definición de los factores del sistema

Partiendo de las definiciones revisadas en la Sección 2.2, el sistema implementa cinco factores. Para cada uno se han seleccionado las variables que mejor equilibran la fidelidad a los estándares de la industria con la disponibilidad de datos en el período analizado. La Tabla 3.1 resume la configuración completa.

Tabla 3.1: Factores implementados en el sistema: variables, normalización e inversión.

Factor	Variable	Normalización	Inversión
Value	Book-to-Price (B/P)	Sector	$1/x$
	Earnings-to-Price (E/P)	Sector	No
	Sales-to-Price (S/P)	Sector	No
Quality	ROE	Sector	No
	Accruals Ratio	Global	$-x$
	Financial Leverage	Global	$1/x$
Momentum	r_{12-1}/σ (risk-adjusted)	Global	No
Growth	Crecimiento ventas 3Y	Sector	No
	ΔBPA / Precio	Sector	No
	r_{12-1}/σ (risk-adjusted)	Global	No
Low Volatility	Volat. realizada	Global	$-x$

Cada factor se detalla por separado, junto con las decisiones de implementación que lo acompañan.

3.2.1 Factor Value

El factor Value replica fielmente los descriptores de S&P Dow Jones descritos en la Sección 2.2.1:

- **Book-to-Price:** $\frac{B}{P} = \frac{\text{Valor Contable por Acción}}{\text{Precio}}$
- **Earnings-to-Price:** $\frac{E}{P} = \frac{\text{Beneficio por Acción}}{\text{Precio}}$
- **Sales-to-Price:** $\frac{S}{P} = \frac{\text{Ventas por Acción}}{\text{Precio}}$

Las variables Earnings-to-Price y Sales-to-Price se expresan directamente como ratios inversos al precio (valores más altos indican acciones más baratas). Book-to-Price se obtiene invirtiendo el ratio Price-to-Book disponible en la base de datos ($B/P = 1/(P/B)$). La inversión se aplica a todos los valores distintos de cero; los valores nulos se excluyen. Los ratios P/B negativos (empresas con patrimonio neto negativo) producen un B/P negativo que, al estandarizarse, queda naturalmente en la cola inferior del ranking. Las tres variables se normalizan por sector, siguiendo la metodología de S&P Dow Jones, que calcula los z-scores dentro de cada sector GICS para evitar sesgos de concentración sectorial. Una normalización global seleccionaría predominantemente acciones del sector financiero (cuyos ratios de valoración son estructuralmente más bajos), distorsionando la composición de la cartera respecto al índice de referencia.

3.2.2 Factor Quality

El factor Quality replica los descriptores de S&P Dow Jones descritos en la Sección 2.2.2:

- **ROE:** $\frac{\text{BPA}}{\text{Valor Contable por Acción}}$
- **Accruals Ratio (interanual):** $\frac{\text{NOA}_t - \text{NOA}_{t-4}}{\text{Activos Totales Medios}}$
- **Financial Leverage:** $\frac{\text{Deuda Total}}{\text{Valor Contable}}$

En el *Accruals Ratio*, NOA (*Net Operating Assets*) = (Activos – Efectivo) – (Pasivo – Deuda), y el subíndice $t - 4$ denota el mismo trimestre del año anterior. La comparación interanual, en lugar de la secuencial entre trimestres consecutivos, elimina la distorsión estacional inherente a la actividad empresarial (por ejemplo, la acumulación de inventario en el tercer trimestre del sector minorista).

El ROE se normaliza por sector porque los niveles de rentabilidad varían estructuralmente entre industrias. Accruals Ratio y Financial Leverage se normalizan globalmente, ya que representan medidas de riesgo financiero comparables entre sectores. Ambos se invierten, ya que menor acumulación contable y menor apalancamiento indican mayor calidad, pero con métodos distintos: el Accruals Ratio se invierte por **negación** ($-x$), lo que revierte el orden del ranking sin alterar la distribución; el Financial Leverage se invierte por **inversión aritmética** ($1/x$), lo que comprime los valores altos de apalancamiento y amplifica las diferencias entre empresas poco apalancadas, penalizando proporcionalmente más a las empresas con apalancamientos extremos.

3.2.3 Factor Momentum

El factor Momentum replica la métrica de S&P Dow Jones descrita en la Sección 2.2.3:

- **Retorno ajustado por riesgo:** $M_i = \frac{r_{12-1}}{\sigma_i}$

donde r_{12-1} es la rentabilidad acumulada de los últimos 12 meses excluyendo el mes más reciente y σ_i la volatilidad anualizada del activo. La exclusión del último mes evita el efecto de reversión a corto plazo. Se normaliza globalmente, ya que el momentum es una señal de precio que no depende del sector. No requiere inversión porque mayor retorno ya indica mayor puntuación.

3.2.4 Factor Growth

El factor Growth replica los descriptores de S&P Dow Jones descritos en la Sección 2.2.4:

- **Crecimiento de ventas a 3 años:** $g_{\text{ventas}} = \frac{\text{Ventas}_t - \text{Ventas}_{t-3}}{\text{Ventas}_{t-3}}$
- **Cambio de beneficios sobre precio:** $\frac{\Delta \text{BPA}}{\text{Precio}}$
- **Retorno ajustado por riesgo:** $M_i = \frac{r_{12-1}}{\sigma_i}$

Las dos primeras variables se normalizan por sector, ya que las tasas de crecimiento esperadas difieren sustancialmente entre industrias. El retorno ajustado por riesgo se normaliza globalmente y utiliza la misma métrica que el factor Momentum (r_{12-1}/σ), en coherencia con la metodología de S&P Dow Jones, que emplea el retorno ajustado por volatilidad como tercer descriptor del factor Growth. Ninguna requiere inversión porque mayor crecimiento ya indica mayor puntuación.

3.2.5 Factor Low Volatility

El factor Low Volatility replica el enfoque de S&P Dow Jones descrito en la Sección 2.2.5, basado en la inversa de la volatilidad realizada:

- **Volatilidad realizada:** $\sigma_i = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{t=1}^N (r_{i,t} - \bar{r}_i)^2} \times \sqrt{252}$

donde $r_{i,t}$ son los rendimientos diarios calculados sobre una ventana móvil de 252 días (un año de negociación) y el factor $\sqrt{252}$ anualiza la medida. Se normaliza globalmente, ya que la volatilidad es una medida transversal comparable entre sectores. Se invierte por negación ($-x$), de modo que una menor volatilidad produce una puntuación más alta, en coherencia con la anomalía de baja volatilidad que este factor busca capturar.

3.3 Proceso de scoring y normalización

Una vez obtenidos los valores brutos de cada variable para todas las acciones del universo en una fecha dada, el sistema aplica el siguiente proceso de normalización en cinco pasos:

1. **Inversión** (si aplica): para las variables donde menor es mejor, se invierte el valor antes de la normalización. Se emplean dos métodos según la variable:
 - **Negación** ($-x$): para Accruals Ratio y Volatilidad. Revierte el orden del ranking sin alterar la forma de la distribución.
 - **Inversión aritmética** ($1/x$): para Price-to-Book (obteniendo Book-to-Price) y Financial Leverage. Se aplica a todos los valores distintos de cero; los valores nulos se descartan.

2. **Rango percentil transversal:** antes de calcular el z-score, cada valor se transforma en su rango percentil dentro del universo correspondiente (global o sectorial) en esa fecha:

$$R_{i,d} = \frac{\text{rango}(x_{i,d})}{N_d} \quad (3.1)$$

donde N_d es el número de acciones con dato disponible. Esta transformación fuerza una distribución uniforme entre 0 y 1, eliminando la influencia de valores extremos y distribuciones asimétricas antes de la estandarización. Se trata de una práctica estándar en la construcción de índices factoriales (Fama & French, 2015; S&P Dow Jones Indices, 2023a), ya que muchas variables financieras presentan distribuciones fuertemente sesgadas (por ejemplo, los ratios de valoración con colas largas a la derecha) que distorsionarían un z-score directo. Si la normalización es sectorial, el rango se calcula dentro de cada sector GICS.

3. **Cálculo del z-score transversal:** los rangos percentiles se estandarizan respecto al universo correspondiente en esa fecha:

$$Z_{i,d} = \frac{R_{i,d} - \mu_R}{\sigma_R}$$

donde μ_R y σ_R son la media y desviación típica de los rangos percentiles. Si la normalización es global, se calculan sobre todas las acciones del universo. Si es sectorial, se calculan dentro de cada sector GICS, lo que permite comparar cada acción exclusivamente con sus competidores directos.

4. **Acotación a $\pm 3\sigma$ (*capping*):** los z-scores se acotan al rango $[-3, +3]$:

$$Z_{i,d}^* = \begin{cases} +3 & \text{si } Z_{i,d} > +3, \\ Z_{i,d} & \text{si } -3 \leq Z_{i,d} \leq +3, \\ -3 & \text{si } Z_{i,d} < -3. \end{cases}$$

Aunque la transformación previa a rango percentil ya reduce la influencia de valores extremos, la acotación actúa como salvaguarda adicional, garantizando que ninguna observación individual pueda dominar la puntuación compuesta del factor.

5. **Puntuación compuesta del factor:** para cada factor, la puntuación compuesta de una acción es la media aritmética de los z-scores acotados de todas las variables constituyentes, tratando las variables sin dato como si tuvieran un z-score de cero:

$$Z_{i,f} = \frac{1}{|V_f|} \sum_{d \in V_f} Z_{i,d}^* \quad \text{con } Z_{i,d}^* = 0 \text{ si falta dato} \quad (3.2)$$

donde V_f es el conjunto completo de variables del factor f . Esta decisión de diseño penaliza proporcionalmente a las acciones con cobertura parcial: una acción con dato solo en una de tres variables y un z-score de +1,5 obtiene una puntuación compuesta de $(0 + 0 + 1,5)/3 = 0,50$, en lugar del 1,50 que obtendría si se excluyeran las variables faltantes. De este modo, se evita que acciones con cobertura incompleta obtengan puntuaciones artificialmente extremas, a costa de asumir que la ausencia de información es equivalente a un rendimiento medio.

La Figura 3.1 ilustra este proceso con un caso real: las diez acciones con mayor puntuación en el factor Value en el último rebalanceo de la simulación. Cada una de las tres columnas de descriptores (B/P, *Earnings Yield* y *Revenue Yield*) no contiene el ratio bruto, sino su z-score estandarizado, ya procesado por los pasos anteriores: inversión cuando procede (la columna B/P recoge en realidad el *Book-to-Price*, obtenido invirtiendo el ratio P/B), transformación a rango percentil y acotación a $\pm 3\sigma$. La última columna, *Composite*, es simplemente la media aritmética de las tres, tal como establece la Ecuación anterior. El cálculo puede seguirse directamente sobre la primera fila: para United Airlines (UAL), $(1,65 + 1,61 + 1,70)/3 = 1,65$; para Stanley Black & Decker (SWK), $(1,70 + 1,43 + 1,52)/3 = 1,55$.

#	Ticker	Name	Sector	P/B	Earnings Yield	Revenue Yield	Composite
1	UAL.US	United Airlines Holdings Inc	Industrials	1.65	1.61	1.70	1.65
2	MOS.US	The Mosaic Company	Materials	1.63	1.63	1.50	1.59
3	SWK.US	Stanley Black & Decker Inc	Industrials	1.70	1.43	1.52	1.55
4	TXT.US	Textron Inc	Industrials	1.52	1.65	1.48	1.55
5	EG.US	Everest Group Ltd	Financials	1.60	1.41	1.60	1.54
6	DAL.US	Delta Air Lines Inc	Industrials	1.48	1.57	1.57	1.54
7	PRU.US	Prudential Financial, Inc.	Financials	1.31	1.56	1.70	1.52
8	ES.US	Eversource Energy	Utilities	1.65	1.55	1.33	1.51
9	CTSH.US	Cognizant Technology Solutions Cor...	Information Technology	1.51	1.60	1.37	1.49
10	EPAM.US	EPAM Systems Inc	Information Technology	1.56	1.37	1.42	1.45

Figura 3.1: Ranking de las diez primeras acciones del factor Value en el último rebalanceo. Las columnas B/P (*Book-to-Price*), *Earnings Yield* (E/P) y *Revenue Yield* (S/P) muestran los z-scores estandarizados de cada descriptor; la columna *Composite* es su media aritmética (Ecuación 3.2).

Obsérvese que las diez acciones puntúan de forma consistentemente alta y positiva en los tres descriptores a la vez (todas por encima de +1,3): son compañías simultáneamente baratas en libros, beneficios y ventas, lo que las eleva a la cabeza del ranking. Son precisamente estas acciones, las de mayor puntuación compuesta, las que se seleccionan para la cartera del factor (modo *Top-N*, Sección 3.4).

3.4 Construcción de carteras

La construcción de carteras sigue un proceso común a los tres niveles de análisis. En cada fecha de rebalanceo, el sistema:

1. Calcula las puntuaciones factoriales de todas las acciones del universo vigente.
2. Ordena las acciones por puntuación compuesta (del factor individual o del *composite score* multifactorial, según el nivel).
3. Selecciona las N acciones con mayor puntuación (modo *Top-N*).
4. Asigna una **ponderación equiponderada** ($1/N$) a cada posición seleccionada.

La cartera se rebalancea con frecuencia **semestral**. Esta frecuencia reduce los costes de transacción y el *turnover* respecto a un rebalanceo trimestral, mientras que sigue siendo suficiente para capturar los cambios en las señales factoriales, cuya persistencia es típicamente de varios meses. Entre fechas de rebalanceo, las posiciones se mantienen y se valoran diariamente a precios de mercado (*mark-to-market*), y con ello se construye una curva de rendimiento diaria.

3.4.1 Selección diferenciada por nivel

El sistema emplea un número de acciones distinto para las carteras unifactoriales y para las carteras combinadas:

- **Carteras unifactoriales** (Nivel 1): selección amplia ($N = 100$). Un universo más amplio produce curvas de rendimiento más suaves al reducir el ruido idiosincrático de empresas individuales. Como estas curvas alimentan el algoritmo de inercia del Nivel 2, su suavidad condiciona directamente la calidad de la señal.
- **Carteras combinadas** (Nivel 2): selección concentrada ($N = 25$). Una cartera más concentrada maximiza la exposición a las acciones con mayor convicción multifactorial. Al exigir que una acción destaque simultáneamente en varios factores, 25 posiciones ofrecen un equilibrio entre diversificación y pureza de la señal compuesta.

3.4.2 Ponderación y justificación

La ponderación equiponderada se justifica por su simplicidad y transparencia: al no ponderar por capitalización ni por puntuación, se evita la concentración en unas pocas posiciones y se facilita la atribución de resultados a las señales factoriales.

3.4.3 Modelo de costes de transacción

El sistema incorpora costes de transacción en cada rebalanceo, aplicados únicamente sobre el **delta** (diferencia entre posiciones actuales y objetivo):

$$C_t = \sum_{i \in \mathcal{T}_t} (|\Delta s_{i,t}| \cdot p_{i,t} \cdot c_{\text{prop}} + c_{\text{fijo}}) \quad (3.3)$$

donde $\Delta s_{i,t}$ es el cambio en número de acciones del título i , $p_{i,t}$ su precio, c_{prop} el coste proporcional (0,06 %, equivalente a 6 puntos básicos), c_{fijo} el coste fijo por operación (\$1), y $\mathcal{T}_t$ el conjunto de títulos con cambio de posición. El coste proporcional de 6 puntos básicos refleja las comisiones vigentes en plataformas institucionales para acciones de alta capitalización y liquidez como las del S&P 500. Los costes se descuentan del capital disponible antes de recalcular las posiciones objetivo, lo que refleja el impacto real sobre la rentabilidad.

3.5 Nivel 1: Carteras unifactoriales

El primer nivel de análisis construye cinco carteras independientes, una por cada factor. Cada cartera selecciona las 100 acciones con mayor puntuación en su factor correspondiente y se rebalancea semestralmente con ponderación equiponderada. El mecanismo de *ranking* dentro de un factor es el ya ilustrado en la Figura 3.1 de la Sección 3.3: las acciones se ordenan por su puntuación compuesta en ese factor y se retienen las 100 primeras.

Este nivel persigue tres objetivos. En primer lugar, verificar que cada factor genera alfa de forma individual en el S&P 500 durante el período analizado. En segundo lugar, generar las curvas de rendimiento por factor, que alimentarán el algoritmo de inercia del Nivel 2 para determinar los pesos factoriales w_f . Y en tercer lugar, dejar precalculada, para cada fecha de rebalanceo y cada acción del universo, su puntuación en cada factor $Z_{i,f}$. Estos dos últimos productos son, precisamente, los dos ingredientes de la puntuación multifactorial que construye el Nivel 2 (Ecuación 3.4): los pesos w_f , derivados de las curvas de rendimiento, y las puntuaciones $Z_{i,f}$, que se combinan con ellos acción por acción. Los resultados de este nivel se presentan en el Capítulo 4.

3.6 Nivel 2: Integración multifactorial

El segundo nivel combina los cinco factores en una única cartera de 25 acciones, siguiendo el enfoque Bottom-Up descrito en la Sección 2.3. Para cada acción, se calcula una puntuación multifactorial compuesta:

$$S_i = \sum_{f=1}^5 w_f \cdot Z_{i,f} \quad (3.4)$$

donde $Z_{i,f}$ es la puntuación compuesta de la acción i para el factor f y w_f el peso asignado a cada factor. Se construyen y comparan dos estrategias de asignación de pesos factoriales:

3.6.1 Estrategia equiponderada (baseline)

En la estrategia equiponderada, todos los factores reciben el mismo peso constante:

$$w_f = \frac{1}{5} = 0,20 \quad \forall f$$

Esta estrategia sirve como *baseline* y representa la hipótesis nula (H_0) del trabajo: una diversificación factorial estática sin ningún mecanismo de adaptación al entorno de mercado.

3.6.2 Estrategia de inercia factorial

La estrategia de inercia factorial ajusta los pesos de cada factor en función de la tendencia reciente de su curva de rendimiento. La hipótesis subyacente es que los factores que se encuentran en tendencia alcista sostenida tienden a mantener su rendimiento superior a corto plazo, un fenómeno documentado en la literatura como *factor momentum* (Ehsani & Linnainmaa, 2022). La implementación se basa en una señal multi-horizonte que combina tres medias móviles exponenciales (EMAs) de distinta longitud, cada una capturando un aspecto complementario de la dinámica factorial.

Señal de inercia: *blend* multi-horizonte

Para cuantificar la inercia de cada factor, se calcula la distancia relativa entre el valor actual de su curva de rendimiento y su EMA en tres horizontes temporales:

$$I_{f,h}(t) = \frac{EC_f(t) - \text{EMA}_{h,f}(t)}{\text{EMA}_{h,f}(t)} \quad (3.5)$$

donde $EC_f(t)$ es el valor de la curva de rendimiento del factor f en la fecha t , $h \in \{S, M, L\}$ denota el horizonte (corto, medio, largo) y la EMA se define recursivamente:

$$\text{EMA}_{h,f}(t) = \alpha_h \cdot EC_f(t) + (1 - \alpha_h) \cdot \text{EMA}_{h,f}(t-1) \quad \text{con } \alpha_h = \frac{2}{h+1} \quad (3.6)$$

Cada horizonte atiende a una escala temporal distinta de la persistencia factorial:

- **Corto plazo** ($h_S = 21$ días, ~ 1 mes): detecta reversiones rápidas y cambios de régimen incipientes. Su alta sensibilidad permite reaccionar a giros bruscos, como los que se producen en correcciones del mercado.
- **Medio plazo** ($h_M = 63$ días, ~ 3 meses): constituye el horizonte central de la

señal. Captura tendencias de duración intermedia, coherente con la frecuencia de rebalanceo semestral y con la evidencia empírica sobre la persistencia de las primas factoriales en horizontes de 3 a 6 meses.

- **Largo plazo** ($h_L = 252$ días, ~ 12 meses): identifica tendencias persistentes alineadas con el horizonte clásico de *momentum* de 12 meses (Jegadeesh & Titman, 1993). Filtra el ruido de corto plazo y proporciona estabilidad a la señal.

Las tres señales por horizonte se combinan en una única **señal de inercia** por factor mediante una media ponderada:

$$I_f(t) = \frac{\sum_{h \in \mathcal{H}(t)} \omega_h \cdot I_{f,h}(t)}{\sum_{h \in \mathcal{H}(t)} \omega_h} \quad (3.7)$$

con pesos fijos $\omega_S = 0,25$, $\omega_M = 0,50$ y $\omega_L = 0,25$. El horizonte medio recibe el doble de peso, reflejando su papel central en la señal.

El conjunto $\mathcal{H}(t)$ recoge únicamente los horizontes cuya EMA dispone de suficiente historia en la fecha t , y el denominador de la Ecuación (3.7) renormaliza los pesos sobre ese subconjunto. Esto dota al sistema de una maduración gradual, en lugar de un período de calentamiento rígido. Cada EMA se incorpora a la señal en cuanto acumula datos suficientes, en un orden natural: primero la de corto plazo (a partir de ~ 21 días), después la de medio plazo (~ 63 días) y por último la de largo plazo (~ 252 días). Mientras ninguna EMA está disponible, en el arranque de la simulación, los pesos factoriales se mantienen en $1/N$ (equiponderados); en cuanto la EMA corta madura, el sistema pasa a la asignación por inercia, calculada con los horizontes ya disponibles y renormalizada de forma automática, sin necesidad de esperar a que la EMA larga esté lista. De este modo, el sistema empieza a diferenciar factores tan pronto como hay información suficiente, sin desaprovechar el primer año de simulación que exigiría un calentamiento fijo a doce meses.

Una vez que los tres horizontes disponen de historia suficiente ($\mathcal{H}(t) = \{S, M, L\}$) y, dado que sus pesos suman la unidad, el denominador vale 1, la Ecuación (3.7) se desarrolla en la media ponderada explícita de las tres distancias relativas:

$$\begin{aligned} I_f(t) &= \omega_S I_{f,S}(t) + \omega_M I_{f,M}(t) + \omega_L I_{f,L}(t) \\ &= 0,25 I_{f,S}(t) + 0,50 I_{f,M}(t) + 0,25 I_{f,L}(t). \end{aligned} \quad (3.8)$$

La segunda línea, con los pesos ya sustituidos, muestra con claridad la lógica del *blend*: la señal de inercia de cada factor es la suma de su distancia a la EMA de corto plazo (un mes), a la de medio plazo (un trimestre) y a la de largo plazo (un año), ponderando el horizonte intermedio el doble que los otros dos.

Un valor positivo de I_f indica que el factor se encuentra por encima de su tendencia

(régimen alcista); un valor negativo indica que se encuentra por debajo (régimen bajista). La magnitud refleja la intensidad de la desviación. Se emplea la EMA en lugar de la media móvil simple (SMA) porque pondera exponencialmente más los datos recientes y detecta así los cambios de tendencia con menor retardo.

De la señal a los pesos

En cada fecha de rebalanceo, las señales de inercia de los cinco factores se transforman en pesos mediante el siguiente proceso:

1. **Estandarización transversal:** las señales de inercia se estandarizan mediante z-score entre los cinco factores, de modo que la escala sea comparable independientemente del nivel absoluto de cada curva de rendimiento:

$$z_f(t) = \frac{I_f(t) - \bar{I}(t)}{\sigma_I(t)} \quad (3.9)$$

donde $\bar{I}(t)$ y $\sigma_I(t)$ son la media y desviación típica de las señales de inercia de los cinco factores en la fecha t . Se requiere un mínimo de dos factores con señal disponible; en caso contrario, se asignan pesos equiponderados.

2. **Transformación softmax:** los z-scores se convierten en pesos objetivo mediante la función softmax con un parámetro de temperatura T :

$$\tilde{w}_f(t) = \frac{e^{z_f(t)/T}}{\sum_{j=1}^5 e^{z_j(t)/T}} \quad (3.10)$$

La temperatura controla la agresividad de la asignación: valores bajos de T concentran el peso en el factor con mayor inercia, mientras que valores altos producen una distribución más uniforme, convergiendo a $1/N$ cuando $T \rightarrow \infty$. El valor neutro del *softmax* estándar es $T = 1$; en este trabajo se fija deliberadamente en $T = 0,8$, por debajo de la unidad, para agudizar la respuesta de la asignación y captar con mayor intensidad la señal de inercia. Con esta elección, un factor con señal fuerte recibe un peso significativamente mayor, sin llegar por ello a monopolizar la cartera.

3. **Restricciones de exposición:** para mantener la diversificación factorial, se aplican límites de exposición:

$$w_{\min} \leq w_f \leq w_{\max} \quad \forall f \quad \text{con} \quad \sum_{f=1}^5 w_f = 1 \quad (3.11)$$

Los pesos se acotan iterativamente: en cada iteración, los factores que exceden los límites se fijan al límite correspondiente (*frozen*), y el peso restante se redistribuye proporcionalmente entre los factores no acotados. El proceso converge en pocas iteraciones. Con $w_{\min} = 0\%$ se permite la eliminación completa de un factor cuya señal de inercia sea persistentemente negativa, mientras que $w_{\max} = 50\%$ garantiza que ningún factor domine la cartera por sí solo.

Parámetros del algoritmo

La Tabla 3.2 resume los parámetros del algoritmo de asignación dinámica.

Tabla 3.2: Parámetros del algoritmo de asignación dinámica de pesos.

Parámetro	Valor	Descripción
EMA corto (h_S)	21 días	Señal de reversión / régimen incipiente
EMA medio (h_M)	63 días	Señal central de tendencia
EMA largo (h_L)	252 días	Señal de tendencia persistente
Pesos del blend (ω)	0,25 / 0,50 / 0,25	Ponderación corto / medio / largo
Temperatura softmax (T)	0,8	Asignación moderadamente agresiva
Peso mínimo ($w_{\min}$)	0 %	Permite desactivar factores sin inercia
Peso máximo ($w_{\max}$)	50 %	Evita concentración excesiva

Todos los parámetros son configurables desde la interfaz del sistema, de modo que la calibración empleada es reproducible y trazable.

3.6.3 Ranking Bottom-Up

Veamos cómo el vector de pesos se traduce en una cartera concreta, el mecanismo central del sistema. En cada fecha de rebalanceo, la construcción de la cartera combinada sigue cuatro pasos: (1) cada acción del universo recibe sus cinco puntuaciones factoriales $Z_{i,f}$ (una *matriz* de acciones $\times$ factores); (2) esas puntuaciones se agregan en un único *composite* $S_i = \sum_f w_f Z_{i,f}$, el producto de la fila de la acción por el vector de pesos w_f ; (3) las acciones se ordenan de mayor a menor *composite*; y (4) se seleccionan las 25 primeras. La diferencia entre la estrategia equiponderada y la de inercia reside únicamente en el vector de pesos w_f del paso (2): el resto del procedimiento es idéntico.

La Tabla 3.3 muestra este mecanismo con datos reales del rebalanceo del 31 de marzo de 2026. La parte superior muestra los dos vectores de pesos (el equiponderado y el de inercia de esa fecha, que había concentrado la mitad de la exposición en Low Volatility). La parte inferior recoge las puntuaciones factoriales de seis acciones y el *composite* resultante bajo cada esquema de pesos, con su posición en el *ranking*.

Tabla 3.3: Ilustración del *ranking* Bottom-Up en el rebalanceo del 31-03-2026: el mismo conjunto de acciones puntuado con dos vectores de pesos distintos. El *composite* es el producto de las puntuaciones factoriales por el vector de pesos; entre paréntesis, la posición resultante.

	Value	Quality	Mom.	Low Vol	Growth	Comp. EW	Comp. Iner.
<i>Vector de pesos factoriales w_f</i>							
Equiponderado	20,0 %	20,0 %	20,0 %	20,0 %	20,0 %		
Inercia (31-03-2026)	32,6 %	8,6 %	5,6 %	50,0 %	3,2 %		
<i>Puntuación $Z_{i,f}$ por acción y composite resultante</i>							
Loews	+1,25	-0,28	+1,27	+1,70	+0,57	+0,90 (#1)	+1,32 (#1)
Duke Energy	+0,59	+0,75	+0,17	+1,71	+0,80	+0,81 (#3)	+1,15 (#2)
VICI Prop.	+0,95	+0,77	-0,93	+1,55	-0,24	+0,42 (#21)	+1,10 (#3)
Arch Capital	+0,99	+0,53	-0,38	+1,45	+0,38	+0,59 (#12)	+1,08 (#4)
DTE Energy	+0,37	+1,34	+0,14	+1,65	+0,33	+0,77 (#6)	+1,08 (#5)
Travelers	+0,75	+0,50	+0,58	+1,48	+0,12	+0,69 (#8)	+1,06 (#6)

Nota: la posición del ranking es relativa a las 25 acciones seleccionadas por la estrategia de inercia en esa fecha.

El cálculo puede seguirse sobre la primera fila: el *composite* de Loews bajo inercia es $0,326 \cdot 1,25 + 0,086 \cdot (-0,28) + 0,056 \cdot 1,27 + 0,500 \cdot 1,70 + 0,032 \cdot 0,57 = 1,32$. Pero el caso más ilustrativo es el de VICI Properties: su puntuación es alta en Low Volatility (+1,55) y Value (+0,95) pero negativa en Momentum (-0,93) y Growth (-0,24). Bajo pesos iguales, esas debilidades la relegan al puesto 21.^o; pero como la inercia de esa fecha sobrepondera precisamente Low Volatility (50 %) y Value (32,6 %) e infrapondera Momentum y Growth, su *composite* se dispara de +0,42 a +1,10 y asciende hasta el 3.^{er} puesto. Este es el mecanismo del sistema: el vector de pesos no cambia las puntuaciones de las acciones, sino la *importancia relativa* que se les asigna, reordenando qué acciones acceden a la cartera. La estrategia de inercia inclina ese vector, rebalanceo a rebalanceo, hacia los factores en tendencia alcista.

3.7 Nivel 3: Análisis sectorial

El tercer nivel examina si existen patrones de predominancia factorial en sectores específicos del S&P 500. Para ello, el sistema ejecuta el pipeline completo de los Niveles 1 y 2 de forma independiente dentro de cada sector GICS, utilizando como universo únicamente las acciones pertenecientes a dicho sector.

Como cada sector agrupa solo unas decenas de valores, frente a los cerca de 500 del índice completo, las carteras de este nivel se reducen a 15 posiciones (en lugar de las 100 y 25 de las carteras de factores y combinadas). Así se mantiene una diversificación razonable sin forzar la entrada de acciones de baja puntuación.

Este análisis permite identificar, por ejemplo, si el factor Value es sistemáticamente más relevante en el sector financiero que en el tecnológico, o si el Momentum tiene mayor capacidad predictiva en sectores cíclicos. Los resultados de este nivel complementan el análisis agregado y orientan la implementación de estrategias sectoriales.

3.8 Métricas de evaluación

El rendimiento de cada estrategia se evalúa mediante un conjunto de métricas complementarias, calculadas a partir de la curva de rendimiento diaria. Se agrupan en cuatro categorías: rentabilidad, riesgo, rentabilidad ajustada al riesgo y eficiencia operativa.

Métricas de rentabilidad

- **CAGR** (*Compound Annual Growth Rate*): tasa de crecimiento anual compuesta.

$$\text{CAGR} = \left(\frac{V_T}{V_0} \right)^{1/T} - 1$$

donde V_0 y V_T son el valor inicial y final de la cartera y T el número de años del período.

- **Win Rate**: proporción de días de negociación en los que la cartera obtiene un rendimiento positivo. Mide la consistencia de la estrategia.

$$\text{Win Rate} = \frac{\#\{t : r_t > 0\}}{N}$$

donde N es el número total de días de negociación.

Métricas de riesgo

- **Volatilidad anualizada**: desviación típica de los rendimientos diarios, anualizada por $\sqrt{252}$.
- **Máximo Drawdown (MDD)**: la mayor caída porcentual desde un máximo previo (*running peak*) hasta un mínimo posterior de la curva de rendimiento. Mide el peor escenario histórico de pérdida.

$$\text{MDD} = \max_t \left(\frac{\max_{s \leq t} V_s - V_t}{\max_{s \leq t} V_s} \right)$$

- **Duración máxima de drawdown**: número máximo de días de negociación consecutivos en los que la cartera se encuentra por debajo de su máximo histórico. Complementa al MDD, ya que un drawdown pequeño pero prolongado puede ser tan problemático como uno profundo pero breve.

Métricas de rentabilidad ajustada al riesgo

- **Ratio de Sharpe:** rentabilidad excedente por unidad de riesgo total.

$$\text{Sharpe} = \frac{\bar{r} - r_f}{\sigma} \times \sqrt{252}$$

donde $\bar{r}$ y σ son la media y la desviación típica de los rendimientos diarios y r_f el tipo libre de riesgo diario. El factor $\sqrt{252}$ anualiza el ratio: la rentabilidad media escala linealmente con el número de días de negociación, pero la volatilidad lo hace con su raíz cuadrada, de modo que el cociente se multiplica por $252/\sqrt{252} = \sqrt{252}$.

- **Ratio de Sortino:** variante del Sharpe que solo penaliza la volatilidad a la baja. Es idéntico salvo que el denominador emplea la *downside deviation* σ_{down} , la desviación típica calculada únicamente sobre los rendimientos negativos, y se anualiza igualmente por $\sqrt{252}$.

$$\text{Sortino} = \frac{\bar{r} - r_f}{\sigma_{\text{down}}} \times \sqrt{252}$$

- **Ratio de Calmar:** relaciona la rentabilidad con el riesgo extremo, dividiendo el CAGR entre el valor absoluto del máximo drawdown.

$$\text{Calmar} = \frac{\text{CAGR}}{|\text{MDD}|}$$

Métricas de eficiencia operativa

- **Turnover anual:** rotación media anual de la cartera, calculada como la suma de los cambios absolutos de peso entre rebalances consecutivos (one-way), anualizada por el rango real de fechas del backtest.

$$\text{Turnover} = \frac{1}{A} \sum_{t=2}^R \frac{1}{2} \sum_i |w_{i,t} - w_{i,t-1}|$$

donde R es el número de rebalances, A el número de años del período y $w_{i,t}$ el peso de la posición i en el rebalanceo t . El sumatorio recorre los $R - 1$ pares de rebalances consecutivos: la construcción inicial de la cartera no se contabiliza, al ser un coste único y no una rotación recurrente. El factor $\frac{1}{2}$ convierte la suma de cambios de peso (que contabiliza compras y ventas por igual) en rotación *one-way*. Un turnover elevado implica mayores costes de transacción y fricción operativa, lo que puede erosionar la ventaja teórica de una estrategia.

El *benchmark* de referencia para todas las comparaciones es el propio índice S&P 500 (rentabilidad total, incluyendo dividendos). La hipótesis central del trabajo se contrasta

comparando el Ratio de Sharpe de la estrategia de inercia frente al de la estrategia equiponderada.

3.9 La plataforma de *backtesting*

Todo el sistema descrito en este capítulo se opera a través de una plataforma web interactiva, desarrollada específicamente para este trabajo. Desde ella, el usuario define una estrategia (los factores que la componen, el número de posiciones, el esquema de ponderación y los parámetros del algoritmo de inercia), lanza la simulación sobre el histórico del S&P 500 y explora los resultados de forma interactiva: curvas de rendimiento, métricas, regresiones factoriales, el desglose sectorial y la composición de la cartera en cada rebalanceo.

Todas las figuras y tablas de resultados de esta memoria se han generado con esta plataforma, y cualquier configuración puede relanzarse y reproducirse de forma exacta, lo que garantiza la trazabilidad completa del análisis. El Apéndice A ofrece un recorrido visual detallado por la herramienta, con capturas de sus principales vistas, incluida la pantalla de configuración que reúne todos los parámetros descritos en este capítulo.

4. Resultados empíricos

Este capítulo presenta los resultados obtenidos en los tres niveles de análisis definidos en el Capítulo 3. Tras describir el universo de datos utilizado, se exponen de forma sucesiva la validación individual de las carteras unifactoriales (Nivel 1), la integración multifactorial que enfrenta la estrategia de inercia con la equiponderada (Nivel 2) y el contraste formal de la hipótesis central del trabajo. Por último, el análisis desciende al plano sectorial (Nivel 3), examinando qué factor predomina en cada sector del S&P 500. El recorrido se complementa con las regresiones CAPM y de Fama-French, los tests de significatividad estadística y un estudio del comportamiento factorial por regímenes de mercado.

4.1 Datos utilizados

La simulación se ejecuta sobre el período comprendido entre el 1 de enero de 2000 y el 29 de abril de 2026, totalizando 6.626 días de negociación. Como universo de inversión se emplea la composición histórica del S&P 500 reconstruida en cada fecha de rebalanceo (Sección 3.1.1), de modo que en cada momento se opera sobre los constituyentes que realmente formaban parte del índice y no sobre su composición actual, evitando así el sesgo de supervivencia.

Los datos de precios comprenden cotizaciones diarias ajustadas por dividendos y *splits* de todas las acciones que formaron parte del índice en algún momento del período. Los datos fundamentales, de frecuencia trimestral, se incorporan al sistema exclusivamente a partir de su fecha de publicación oficial, garantizando la ausencia de sesgo de anticipación.

El tipo libre de riesgo utilizado para el cálculo de los ratios de Sharpe y Sortino es el rendimiento de la letra del Tesoro estadounidense a 13 semanas (índice IRX). Como *benchmark* de referencia se emplea el índice S&P 500 con rentabilidad total, que incorpora los dividendos reinvertidos.

4.2 Nivel 1: Carteras unifactoriales

El primer nivel de análisis construye cinco carteras independientes, cada una seleccionando las 100 acciones con mayor puntuación en su factor correspondiente, con rebalanceo semestral y ponderación equiponderada.

La Figura 4.1 muestra la evolución del capital de las cinco carteras unifactoriales a lo largo del período. Las cinco componen de forma sostenida y multiplican el capital inicial entre 10 y 20 veces, pero su recorrido deja ver el *trade-off* entre rentabilidad y riesgo que hay detrás: Value, Quality y Momentum lideran en la parte alta, mientras que

Low Volatility avanza por debajo con una curva visiblemente más suave. Las grandes crisis del período (la corrección de 2002, la crisis financiera de 2008 y el desplome de marzo de 2020) se aprecian como caídas sincronizadas en todas las curvas, pero con profundidades muy distintas: Low Volatility apenas se hunde, mientras que Value sufre las correcciones más severas.

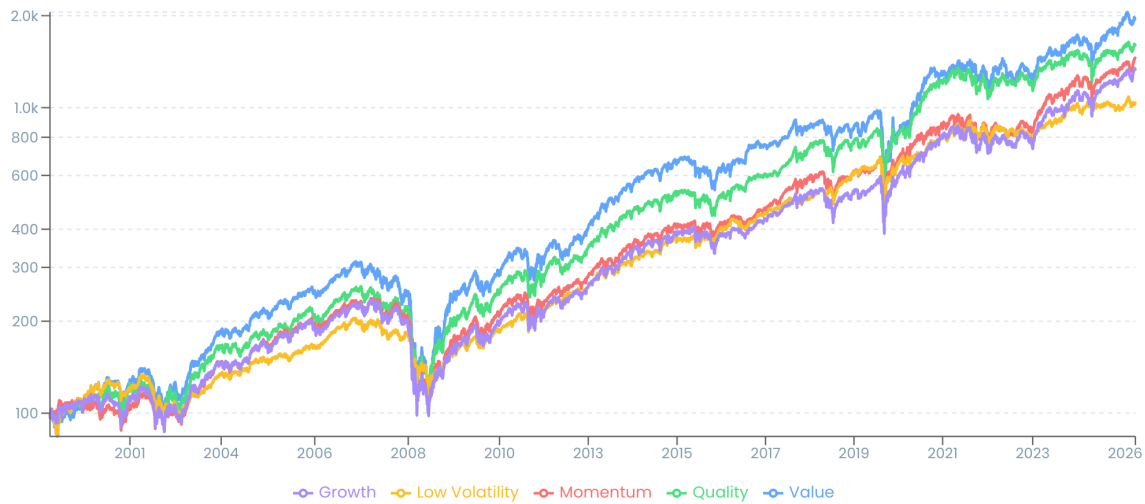


Figura 4.1: Curvas de rendimiento acumulado de las cinco carteras unifactoriales (base 100, escala logarítmica), 2000–2026.

La Tabla 4.1 cuantifica el rendimiento de cada cartera.

Tabla 4.1: Métricas de rendimiento de las carteras unifactoriales (2000–2026). En negrita, el mejor valor de cada métrica.

Métrica	Value	Quality	Momentum	Low Vol	Growth
CAGR	11,93 %	11,09 %	10,68 %	9,29 %	10,31 %
Volatilidad	21,66 %	19,55 %	19,27 %	15,01 %	19,52 %
Ratio de Sharpe	0,54	0,54	0,52	0,54	0,50
Ratio de Sortino	0,69	0,71	0,67	0,68	0,64
Ratio de Calmar	0,18	0,20	0,18	0,21	0,18
Máx. Drawdown	−66,1 %	−55,5 %	−57,8 %	−43,9 %	−58,4 %
Duración DD (días)	909	860	872	990	1.110
Win Rate	53,5 %	53,4 %	54,2 %	53,9 %	53,9 %
Turnover anual	0,49	0,84	1,21	0,58	1,13

Los cinco factores generan rentabilidades compuestas anuales superiores al 9 %, con ratios de Sharpe comprendidos entre 0,50 (Growth) y 0,54 (Value, Quality y Low Volatility). Tras esa aparente homogeneidad, las cifras ponen números al *trade-off* que ya anticipaban las curvas: Value obtiene el mayor CAGR (11,93 %) pero también la mayor volatilidad (21,66 %) y el drawdown más profundo (−66,1 %); Low Volatility

presenta la menor volatilidad (15,01 %) y el menor drawdown (−43,9 %), pero con un CAGR inferior (9,29 %). Esta relación es coherente con la teoría: el factor Low Volatility sacrifica rentabilidad absoluta a cambio de una reducción sustancial del riesgo.

El factor Quality destaca por su equilibrio: combina un CAGR elevado (11,09 %) con un drawdown contenido (−55,5 %) y el ratio de Sortino más alto (0,71), lo que indica una distribución de rendimientos con menor dispersión a la baja. Momentum y Growth presentan perfiles similares en Sharpe pero difieren en turnover: Momentum rota un 121 % anual frente al 113 % de Growth, reflejando la naturaleza transitoria de la señal de precio frente a la mayor persistencia de los fundamentales de crecimiento.

El elevado grado de solapamiento entre las cinco carteras condiciona toda la interpretación posterior. La Tabla 4.2 muestra la matriz de correlación de sus rendimientos diarios: todos los pares se sitúan entre 0,85 y 0,98. Este resultado es esperable, pues las cinco carteras se construyen sobre el mismo universo y comparten muchas posiciones, pero tiene una consecuencia estadística de primer orden: la diversificación factorial real es limitada y, como se verá en la Sección 4.4, esta alta correlación reduce la potencia de los contrastes que comparan estrategias construidas a partir de estos mismos factores.

Tabla 4.2: Matriz de correlación de los rendimientos diarios de las carteras unifactoriales (2000–2026).

	Value	Quality	Mom.	Low Vol	Growth
Value	1,00	0,95	0,89	0,85	0,92
Quality	0,95	1,00	0,93	0,87	0,96
Momentum	0,89	0,93	1,00	0,88	0,98
Low Volatility	0,85	0,87	0,88	1,00	0,89
Growth	0,92	0,96	0,98	0,89	1,00

4.2.1 Validación estadística: regresión CAPM

Para determinar si las carteras unifactoriales generan alfa (rentabilidad ajustada al riesgo no explicada por el mercado), se estima la regresión CAPM para cada factor, utilizando errores estándar de Newey-West HAC para corregir la autocorrelación y heterocedasticidad de los residuos:

$$R_{p,t} - R_{f,t} = \alpha + \beta \cdot (R_{m,t} - R_{f,t}) + \varepsilon_t$$

La Tabla 4.3 presenta los resultados.

Tabla 4.3: Regresión CAPM de las carteras unifactoriales (Newey-West HAC, 10 lags).

Factor	α (anual)	$t(\alpha)$	p-valor	β	R^2
Value	5,96 %	2,94	0,003**	0,99	0,783
Quality	5,03 %	3,50	0,001**	0,94	0,854
Momentum	4,78 %	3,17	0,002**	0,91	0,831
Low Volatility	4,22 %	2,74	0,006**	0,66	0,726
Growth	4,35 %	3,11	0,002**	0,94	0,859

Nota: ** indica significatividad al nivel del 1 %.

Los cinco factores presentan alfas CAPM estadísticamente significativos al nivel del 1 %, con valores anualizados entre 4,22 % (Low Volatility) y 5,96 % (Value). Cada factor genera, de forma individual, una rentabilidad ajustada al riesgo de mercado que no puede explicarse por la mera exposición a la beta.

Las betas estimadas son coherentes con las características de cada factor: Low Volatility presenta una beta de 0,66, sustancialmente inferior a 1, confirmando su menor exposición al riesgo sistemático. Value se sitúa prácticamente en la unidad (0,99), mientras que Quality, Momentum y Growth se agrupan en el rango 0,91–0,94, indicando una exposición al mercado ligeramente inferior a la del índice.

El test GRS de Gibbons et al. (1989), que evalúa conjuntamente si los alfas de las cinco carteras son simultáneamente cero, arroja un estadístico $F = 3,02$ con un p-valor de 0,010, rechazando la hipótesis nula al nivel del 1 %. Esto confirma que el conjunto de factores, considerado globalmente, genera alfa significativo frente al CAPM.

La significatividad individual de los cinco alfas es además robusta al problema de las comparaciones múltiples: al contrastar simultáneamente varias carteras aumenta el riesgo de obtener falsos positivos por azar. Aplicando la corrección de Benjamini-Hochberg, que controla la tasa de falso descubrimiento (*False Discovery Rate*), sobre los p-valores del CAPM, los cinco factores mantienen su significatividad, con p-valores ajustados que permanecen por debajo de 0,01 en todos los casos. El resultado no es, por tanto, un artefacto de la multiplicidad de contrastes.

4.2.2 Regresión Fama-French de tres y cinco factores

Para evaluar si el alfa observado frente al CAPM representa una anomalía genuina o si, por el contrario, es capturado por las primas de riesgo documentadas en la literatura, se amplía el modelo de forma anidada. Se estiman el modelo de tres factores (FF3), que añade a la exposición de mercado los factores de tamaño (SMB) y valor (HML), y el de cinco factores (FF5) de Fama y French (2015), que incorpora además los de rentabilidad (RMW) e inversión (CMA):

$$R_{p,t} - R_{f,t} = \alpha + \beta_{\text{MKT}} \cdot \text{MKT}_t + \beta_{\text{SMB}} \cdot \text{SMB}_t + \beta_{\text{HML}} \cdot \text{HML}_t + \beta_{\text{RMW}} \cdot \text{RMW}_t + \beta_{\text{CMA}} \cdot \text{CMA}_t + \varepsilon_t$$

donde el modelo FF3 corresponde a retener únicamente los tres primeros términos (mercado, SMB y HML).

La Tabla 4.4 traza el alfa anual de cada factor a lo largo de los tres modelos anidados, del CAPM al FF5. La absorción es gradual y coherente con la naturaleza de cada prima: bajo el modelo de tres factores, el factor Value ya pierde la significatividad ($p = 0,11$), al quedar capturado directamente por HML, mientras que Quality la conserva ($p = 0,038$); es solo al introducir el factor de rentabilidad RMW, ya en el modelo de cinco factores, cuando el alfa de Quality también se diluye. Es decir, cada cartera pierde su alfa precisamente al añadir el factor que replica su propia naturaleza.

Tabla 4.4: Progresión del alfa anual de las carteras unifactoriales a través de los modelos CAPM, FF3 y FF5 (Newey-West HAC; p-valor entre paréntesis).

Factor	α CAPM	α FF3	α FF5
Value	5,96 % (0,003)**	2,01 % (0,111)	0,31 % (0,797)
Quality	5,03 % (0,001)**	2,32 % (0,038)*	1,08 % (0,301)
Momentum	4,78 % (0,002)**	2,32 % (0,063)	1,16 % (0,344)
Low Volatility	4,22 % (0,006)**	2,63 % (0,079)	-0,02 % (0,990)
Growth	4,35 % (0,002)**	1,79 % (0,095)	0,67 % (0,520)

Nota: * significativo al 5 %, ** significativo al 1 %.

El modelo de cinco factores, el más completo, confirma y cierra el resultado. La Tabla 4.5 detalla sus estimaciones: ninguno de los cinco alfas es estadísticamente significativo, ni siquiera al nivel del 10 %, y el R^2 ajustado se eleva de forma sustancial, hasta el 92,3 % para Value y el 92,7 % para Quality. La rentabilidad excedente de las carteras unifactoriales queda así plenamente explicada por su exposición a las primas de tamaño, valor, rentabilidad e inversión, sin alfa residual.

Tabla 4.5: Regresión Fama-French 5 factores (Newey-West HAC, 10 lags).

Factor	α (anual)	t(α)	p-valor	R^2_{adj}
Value	0,31 %	0,26	0,797	0,923
Quality	1,08 %	1,03	0,301	0,927
Momentum	1,16 %	0,95	0,344	0,892
Low Volatility	-0,02 %	-0,01	0,990	0,799
Growth	0,67 %	0,64	0,520	0,924

Este hallazgo valida la coherencia del sistema: los factores implementados capturan

las primas que pretenden capturar. El alfa significativo frente al CAPM, pero no frente al modelo de cinco factores, confirma que las carteras tienen exposiciones factoriales reales y no espurias.

4.3 Nivel 2: Integración multifactorial

El segundo nivel combina los cinco factores en una única cartera de 25 acciones mediante el enfoque Bottom-Up, y compara dos esquemas de asignación de pesos: la estrategia equiponderada ($1/N$), que actúa como *baseline*, y la estrategia de inercia factorial. Ambas se contrastan, además, con el S&P 500 con rentabilidad total. La exposición sigue el orden natural del análisis: primero el rendimiento obtenido, después la mecánica que lo genera y, por último, el análisis factorial que identifica el origen de su alfa.

4.3.1 Rendimiento de la estrategia

La Figura 4.2 muestra la evolución del capital de ambas estrategias frente al índice, y su mensaje es doble. Primero, las dos estrategias multifactoriales superan ampliamente al S&P 500, lo que confirma el valor de la selección factorial *per se*. Segundo, y decisivo para la hipótesis del trabajo, la curva de inercia (verde) se separa de forma progresiva de la equiponderada (gris): partiendo prácticamente solapadas, la inercia se despega de manera especialmente visible a partir de 2013. Esa brecha, aparentemente modesta en escala logarítmica, es la materialización de los 2,21 puntos porcentuales anuales de mayor CAGR acumulados por interés compuesto a lo largo de 26 años.



Figura 4.2: Evolución del valor de las estrategias combinadas (inercia y equiponderada) frente al S&P 500 con rentabilidad total (base 100, escala logarítmica), 2000–2026.

La Tabla 4.6 cuantifica esta ventaja. La estrategia de inercia supera a la equiponderada en todas las métricas de rentabilidad ajustada al riesgo: el CAGR pasa del 9,07 %

al 11,28 % (+2,21 puntos porcentuales), el ratio de Sharpe del 0,49 al 0,58 (+18 %), el de Sortino del 0,63 al 0,76 (+21 %) y el de Calmar del 0,18 al 0,23. La mejora se consigue con un incremento moderado de la volatilidad (del 16,48 % al 18,12 %) e, incluso, con una ligera reducción del drawdown máximo (del −51,4 % al −50,1 %).

Frente al índice, la ventaja es igual de nítida. Ambas estrategias batían con holgura al S&P 500, que en el mismo período registra un CAGR del 8,12 % y un Sharpe de 0,40. La ventaja es aún más clara en el plano del riesgo: la estrategia de inercia sufre un drawdown máximo menos profundo que el índice (−50,1 % frente al −55,8 %) y permanece bastante menos tiempo por debajo de su máximo previo (una duración máxima de 1.356 días de negociación frente a los 1.541 del S&P 500, unos seis años). La selección factorial aporta valor por sí misma y la inercia lo amplifica, mejorando de forma simultánea la rentabilidad y el perfil de riesgo.

Tabla 4.6: Rendimiento y riesgo de las estrategias combinadas frente al S&P 500 (2000–2026). En negrita, el mejor valor de cada métrica.

Métrica	S&P 500 TR	Equal Weight	Inercia
CAGR	8,12 %	9,07 %	11,28 %
Volatilidad	19,33 %	16,48 %	18,12 %
Ratio de Sharpe	0,40	0,49	0,58
Ratio de Sortino	0,57	0,63	0,76
Ratio de Calmar	0,15	0,18	0,23
Máx. Drawdown	−55,8 %	−51,4 %	−50,1 %
Duración DD (días)	1.541	1.118	1.356
Win Rate	54,4 %	54,1 %	54,2 %
Turnover anual	—	1,46	1,56

Más allá de la profundidad máxima que resume el MDD, el perfil de riesgo se entiende mejor examinando los mayores episodios de caída y sus tiempos de recuperación. La Tabla 4.7 recoge los cinco mayores *drawdowns* de la estrategia de inercia. El más severo (−50,1 %) corresponde a la crisis financiera de 2007–2009 y necesitó más de tres años para recuperarse. En contraste, el desplome de la pandemia (marzo de 2020), pese a ser el segundo en profundidad (−36,4 %), se recuperó en apenas cinco meses, reflejando la rapidez de aquel rebote. Los tres episodios restantes (la corrección de 2002, la tensión de finales de 2018 y el ajuste inflacionario de 2022) se mantuvieron por debajo del 26 %.

Tabla 4.7: Los cinco mayores *drawdowns* de la estrategia de inercia (2000–2026).

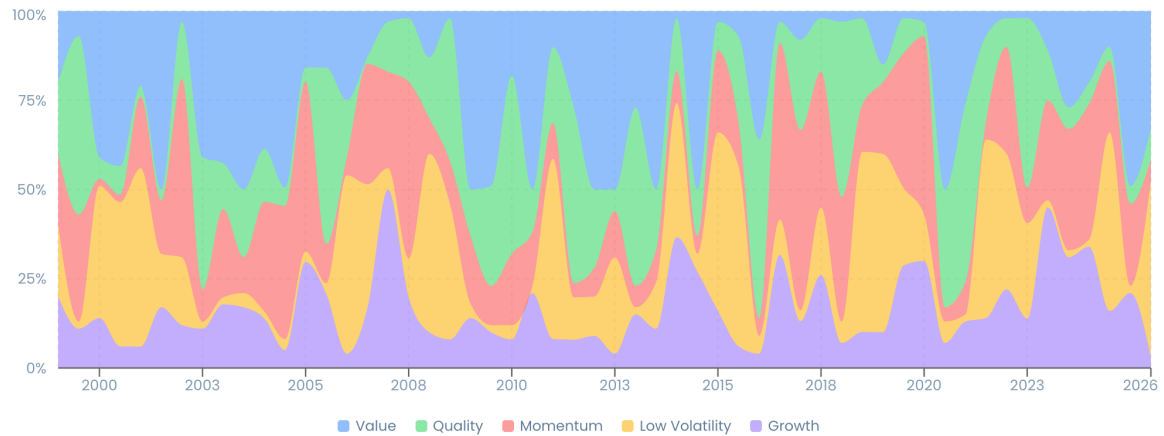
Caída	Pico	Valle	Recuperación	Episodio
–50,1 %	May 2007	Mar 2009	Oct 2012	Crisis financiera global
–36,4 %	Feb 2020	Mar 2020	Ago 2020	Pandemia COVID-19
–25,4 %	Abr 2002	Mar 2003	Jun 2003	Fin burbuja <i>puntocom</i>
–21,3 %	Sep 2018	Dic 2018	Ago 2019	Endurecimiento monetario
–16,3 %	Abr 2022	Oct 2022	Dic 2023	Repunte inflacionario

4.3.2 La dinámica de pesos: la hipótesis en movimiento

El algoritmo de inercia ajusta los pesos factoriales en cada fecha de rebalanceo en función de la tendencia relativa de cada factor. La beta de mercado de la cartera de inercia (0,77 en el CAPM, frente al 0,72 de la equiponderada) indica que tiende a sobreponderar factores con mayor exposición al mercado cuando estos se encuentran en tendencia alcista, aumentando la participación en las subidas. Al mismo tiempo, el drawdown máximo se reduce ligeramente (–50,1 % frente a –51,4 %), lo que sugiere que el algoritmo detecta los cambios de régimen con suficiente rapidez para redistribuir el peso hacia factores defensivos (Low Volatility, Quality) en las fases bajistas.

Esta asimetría se aprecia con nitidez en los ratios de captura, que miden qué fracción del movimiento del mercado recoge la estrategia en las jornadas alcistas y bajistas por separado. La estrategia de inercia captura el 94,9 % de las subidas del mercado, frente al 81,6 % de la equiponderada, mientras que su captura de las caídas (64,4 %) es solo ligeramente superior a la de esta última (60,0 %). Es decir, la inercia participa mucho más en las subidas sin apenas incrementar su exposición a las bajadas, un perfil de captura marcadamente convexo que es la traducción, a nivel de resultados, del mecanismo de sobreponderación de factores en tendencia.

La Figura 4.3 lo muestra de un vistazo. La asignación equiponderada (panel inferior) es la línea plana esperada: cinco bandas constantes del 20 %, indiferentes al entorno. La asignación por inercia (panel superior), en cambio, *respira* con el ciclo de mercado. Los patrones son interpretables y coherentes con la literatura sobre ciclicidad revisada en la Sección 2.4: el peso de Value se dispara en el pinchazo de la burbuja *puntocom* (2000–2002) y de nuevo en el repunte inflacionario de 2022; Growth y Momentum dominan la larga fase de tipos bajos de la década de 2010; y Low Volatility gana protagonismo en los episodios de tensión. El algoritmo no predice estos regímenes (no incorpora ninguna variable macroeconómica), sino que los infiere a posteriori de la propia inercia de cada factor, exactamente como propone la lógica del *factor momentum* (Ehsani & Linnainmaa, 2022).



(a) Inercia factorial: pesos dinámicos.

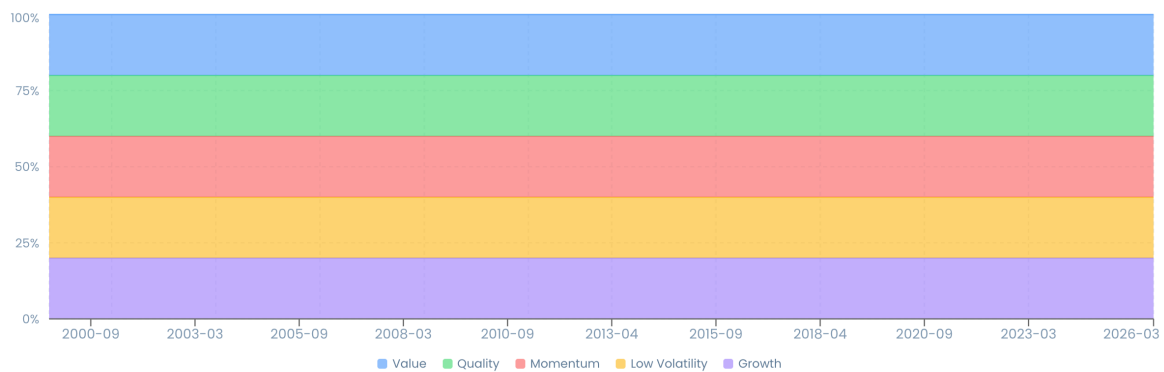
(b) Equiponderada: pesos estáticos ($1/N$).

Figura 4.3: Asignación de pesos factoriales a lo largo del tiempo (2000–2026). El esquema dinámico (a) rota la exposición según la inercia de cada factor; el estático (b) la mantiene constante.

Dos instantáneas concretas, en dos regímenes opuestos, hacen tangible esta lectura del ciclo (Tabla 4.8); ambas emergen sin intervención discrecional alguna, únicamente de la inercia reciente de cada factor.

Tabla 4.8: Pesos factoriales de la estrategia de inercia en dos regímenes opuestos: la crisis financiera (septiembre de 2008) y la expansión con tipos bajos (marzo de 2017). En negrita, el factor que alcanza el tope permitido del 50 %.

Factor	Sep 2008	Mar 2017
Low Volatility	50,0 %	9,9 %
Quality	17,0 %	5,8 %
Value	13,1 %	2,5 %
Momentum	10,2 %	50,0 %
Growth	9,7 %	31,8 %

En el rebalanceo de septiembre de 2008, con la quiebra de Lehman Brothers y el mercado en caída libre, el algoritmo concentraba la mitad de la exposición (el

tope permitido del 50 %) en Low Volatility, seguido de Quality (17 %), en una cartera netamente defensiva que arrinconaba a los factores de tendencia. En marzo de 2017, en plena expansión bursátil con tipos bajos, la asignación se había invertido por completo: Momentum alcanzaba el tope del 50 % y Growth el 32 %, de modo que los dos factores de tendencia acaparaban el 82 % del peso, mientras Value, Quality y Low Volatility quedaban relegados a la mínima expresión. El mismo mecanismo, aplicado a dos regímenes opuestos, produce dos carteras diametralmente distintas, y lo hace sin incorporar ninguna variable macroeconómica: se limita a leer la inercia de las propias curvas factoriales.

Esta dinámica se traduce, en cada rebalanceo, en una cartera concreta de 25 acciones. La Figura 4.4 muestra la composición vigente al cierre de la simulación (29 de abril de 2026), con la puntuación de cada acción en los cinco factores. El resultado es ilustrativo del estado del sistema en ese momento: una cartera marcadamente defensiva, dominada por compañías de los sectores Financials, Utilities y Real Estate, con puntuaciones elevadas y consistentes en Low Volatility. Esa inclinación defensiva refleja cómo la señal de inercia interpretaba el mercado a comienzos de 2026. Es también el producto final del algoritmo: una lista concreta de valores en los que invertir.

#	Ticker	Name	Sector	Value	Quality	Momentum	Low Volatility	Growth	Composite
1	L.US	Loews Corp	Financials	1.25	-0.28	1.27	1.70	0.57	1.32
2	DUK.US	Duke Energy Corporation	Utilities	0.59	0.75	0.17	1.71	0.80	1.15
3	VICI.US	VICI Properties Inc	Real Estate	0.95	0.77	-0.93	1.55	-0.24	1.10
4	ACGL.US	Arch Capital Group Ltd.	Financials	0.99	0.53	-0.38	1.45	0.38	1.08
5	DTE.US	DTE Energy Company	Utilities	0.37	1.34	0.14	1.65	0.33	1.08
6	TRV.US	The Travelers Companies Inc	Financials	0.75	0.50	0.58	1.48	0.12	1.06
7	D.US	Dominion Energy Inc	Utilities	0.48	0.73	0.54	1.54	1.00	1.05
8	GD.US	General Dynamics Corporation	Industrials	0.96	-0.01	0.84	1.33	0.88	1.05
9	HIG.US	Hartford Financial Services Group	Financials	0.70	0.00	0.50	1.53	0.04	1.02
10	EXC.US	Exelon Corporation	Utilities	1.01	-0.49	-0.34	1.44	0.21	1.00
11	BRK-B.US	Berkshire Hathaway Inc	Financials	0.54	0.45	-1.47	1.73	-0.33	0.99
12	PRU.US	Prudential Financial, Inc.	Financials	1.47	1.10	-0.74	0.91	-0.21	0.98
13	EIX.US	Edison International	Utilities	1.33	0.13	0.80	0.95	0.16	0.97
14	USB.US	U.S. Bancorp	Financials	0.89	-0.08	1.24	1.17	0.70	0.96
15	PNW.US	Pinnacle West Capital Corp	Utilities	0.62	-0.83	-0.10	1.62	0.36	0.95
16	EVERG.US	Evergy, Inc. Common Stock	Utilities	0.20	-0.62	1.14	1.69	0.42	0.93
17	FE.US	FirstEnergy Corporation	Utilities	0.23	-0.93	1.23	1.71	0.48	0.93
18	CINF.US	Cincinnati Financial Corporation	Financials	0.65	-0.04	0.72	1.33	0.40	0.93
19	O.US	Realty Income Corporation	Real Estate	0.07	-0.14	0.87	1.64	0.99	0.91
20	FRT.US	Federal Realty Investment Trust	Real Estate	0.37	-0.15	0.64	1.51	0.43	0.91
21	WEC.US	WEC Energy Group Inc	Utilities	0.44	-0.86	-0.07	1.69	-0.24	0.90
22	TJX.US	The TJX Companies Inc	Consumer Discretionary	0.04	0.29	0.73	1.59	0.89	0.90
23	MDT.US	Medtronic PLC	Health Care	0.35	1.00	0.18	1.35	0.06	0.89
24	GL.US	Globe Life Inc	Financials	0.67	0.47	0.19	1.24	-0.11	0.88
25	AEP.US	American Electric Power Co Inc	Utilities	0.27	-0.23	0.86	1.49	0.57	0.88

Figura 4.4: Cartera de la estrategia de inercia vigente al cierre de la simulación (29-04-2026): las 25 posiciones seleccionadas, con su puntuación en cada factor y la puntuación compuesta.

4.3.3 El mecanismo a nivel de acción: el caso de Apple

Para ver en la práctica la integración Bottom-Up de la Ecuación 3.4, seguimos el cálculo sobre una acción concreta en una fecha concreta. La Tabla 4.9 reproduce el caso de Apple (AAPL) en el rebalanceo del 31 de marzo de 2020, en plena conmoción inicial de la pandemia. En esa fecha, la señal de inercia había concentrado el peso en Momentum (37,8 %), Growth (28,7 %) y Low Volatility (21,8 %), penalizando a Value (1,7 %), que arrastraba la peor tendencia relativa.

Tabla 4.9: Cálculo de la puntuación compuesta de Apple (AAPL) en el rebalanceo del 31-03-2020.

Factor	$Z_{i,f}$ (Apple)	w_f (inercia)	$w_f \cdot Z_{i,f}$
Value	-0,36	1,7 %	-0,01
Quality	+0,87	10,0 %	+0,09
Momentum	+1,72	37,8 %	+0,65
Low Volatility	+0,85	21,8 %	+0,18
Growth	+1,01	28,7 %	+0,29
Puntuación compuesta			+1,20

El desglose muestra por qué la ponderación dinámica añade valor. La mayor fortaleza de Apple, su Momentum (+1,72), coincide con el factor de mayor peso (37,8 %), por lo que aporta +0,65 a la puntuación final, ella sola. Su única debilidad, Value (-0,36), apenas penaliza, porque ese factor pesa solo un 1,7 %. La puntuación compuesta resultante es de +1,20, frente al +0,82 que habría obtenido bajo la equiponderación estática (media simple de los cinco z-scores): un 47 % más. La inercia, al sobreponderar precisamente los factores en los que Apple destacaba, la eleva hasta la tercera posición del ranking (composite de +1,20, solo por detrás de Costco y Dollar General), asegurando su entrada en la cartera de 25 valores. Este es el mecanismo, repetido sobre las 500 acciones del universo, que produce la diferencia de rendimiento documentada en este nivel.

4.3.4 El origen del alfa: análisis factorial

Establecido el mejor rendimiento y comprendida su mecánica, queda la pregunta más exigente: ¿refleja ese rendimiento superior un alfa genuino, o simplemente una mayor exposición a primas de riesgo ya conocidas? Para responderla se regresan los rendimientos de ambas estrategias sobre modelos factoriales progresivamente más completos, del CAPM al modelo de cinco factores de Fama-French, observando cómo evoluciona el alfa a medida que se añaden factores de control. La regla de lectura es sencilla: si el alfa persiste al incorporar un factor, ese factor no explica el rendimiento; si se desvanece, sí lo captura.

CAPM. El CAPM controla únicamente la exposición al mercado. Frente a él, la estrategia de inercia genera un alfa del 6,18 % anual, significativo al 1 % ($t = 3,13$) y casi el doble del 3,88 % de la equiponderada (Tabla 4.10). Ambas baten al mercado en términos ajustados al riesgo, pero este es apenas el primer filtro: ese alfa podría deberse todavía a otras primas de riesgo documentadas.

Tabla 4.10: Regresión CAPM de las estrategias combinadas (Newey-West HAC).

	Equal Weight	Inercia
α anual	3,88 %	6,18 %
$t(\alpha)$	2,33	3,13
p-valor	0,020*	0,002**

Modelo de tres factores (FF3). Añade las primas de tamaño (SMB) y valor (HML). Al incorporarlas, el alfa de la inercia apenas cede, del 6,18 % al 4,08 %, y conserva la significatividad ($p = 0,034$); el de la equiponderada, en cambio, se desploma al 1,96 % y deja de ser significativo ($p = 0,213$), como muestra la Tabla 4.11. La ventaja de la inercia no procede de una inclinación hacia acciones pequeñas o baratas: esos dos factores no logran explicarla.

Tabla 4.11: Regresión Fama-French de tres factores de las estrategias combinadas (Newey-West HAC).

	Equal Weight	Inercia
α anual	1,96 %	4,08 %
$t(\alpha)$	1,25	2,12
p-valor	0,213	0,034*

Modelo de cinco factores (FF5). Suma las primas de rentabilidad (RMW) e inversión (CMA). Solo entonces el alfa de la inercia se diluye hasta un 2,02 % ya no significativo ($p = 0,269$), como recoge la Tabla 4.12. Son, por tanto, estas dos primas las que capturan su rendimiento; la descomposición de las cargas factoriales, a continuación, lo confirma en detalle.

Tabla 4.12: Regresión Fama-French de cinco factores de las estrategias combinadas (Newey-West HAC).

	Equal Weight	Inercia
α anual	-0,41 %	2,02 %
$t(\alpha)$	-0,27	1,11
p-valor	0,785	0,269

*Nota (Tablas 4.10–4.12): * significativo al 5 %, ** significativo al 1 %.*

La Tabla 4.13 descompone esas exposiciones y deja ver de dónde nace el alfa. La imagen de la inercia es nítida: no tiene prácticamente exposición al tamaño ($\beta_{\text{SMB}} = 0,01$, no significativa) y su carga de valor es incluso algo negativa ($\beta_{\text{HML}} = -0,09$), de modo que la estrategia no se inclina ni hacia las acciones pequeñas ni hacia las baratas. De ahí que su alfa sobreviva al modelo de tres factores: el tamaño y el valor no bastan para absorberlo, y sigue siendo significativo. Lo que sí lo captura son los otros dos factores, la rentabilidad y la inversión: $\beta_{\text{RMW}} = 0,17$ y, sobre todo, $\beta_{\text{CMA}} = 0,43$, ambas muy significativas ($p < 0,001$). La ventaja de la inercia no está, pues, en apostar por compañías pequeñas o baratas, sino en inclinarse de forma dinámica hacia empresas de alta calidad y uso disciplinado del capital, justo los perfiles que la señal sobrepondera cuando esos factores atraviesan una tendencia alcista.

Tabla 4.13: Cargas factoriales del modelo de cinco factores de Fama-French para las estrategias combinadas (Newey-West HAC; p-valor entre paréntesis).

Carga factorial	Equal Weight	Inercia
β_{MKT}	0,80 (0,000)**	0,84 (0,000)**
β_{SMB}	-0,04 (0,028)*	0,01 (0,799)
β_{HML}	0,03 (0,188)	-0,09 (0,002)**
β_{RMW}	0,25 (0,000)**	0,17 (0,000)**
β_{CMA}	0,38 (0,000)**	0,43 (0,000)**

*Nota: * significativo al 5 %, ** significativo al 1 %.*

El análisis confirma que el alfa de la inercia es real (sobrevive al CAPM y al modelo de tres factores) y su origen queda identificado en una exposición dinámica a la calidad y la disciplina de inversión, no en una anomalía inexplorada. Queda por determinar si la ventaja frente a la equiponderada es estadísticamente concluyente, cuestión que aborda el contraste formal de la hipótesis en la Sección 4.4.

4.4 Contraste de la hipótesis

La hipótesis central del trabajo (Sección 1.3) postula que la estrategia de inercia genera un ratio de Sharpe superior al de la estrategia equiponderada:

$$H_0 : \text{Sharpe}_{\text{inercia}} \leq \text{Sharpe}_{1/N}$$

$$H_1 : \text{Sharpe}_{\text{inercia}} > \text{Sharpe}_{1/N}$$

Los ratios de Sharpe observados son 0,58 (inercia) frente a 0,49 (equiponderada), una diferencia de +0,09. Como los rendimientos diarios no siguen una distribución normal

(presentan colas anchas y asimetría negativa, algo habitual en las series financieras y que el test de Jarque-Bera confirma), esa diferencia se contrasta con tres métodos robustos que no dependen de ese supuesto:

1. **Test de Jobson-Korkie (Jobson & Korkie, 1981) con corrección de Memmel (Mommel, 2003):** compara directamente los dos ratios de Sharpe teniendo en cuenta la correlación entre las estrategias. Arroja un estadístico $z = 0,81$ ($p = 0,42$), sin significatividad.
2. **Bootstrap por bloques** (1.000 remuestreos): estima la incertidumbre de la diferencia sin asumir ninguna distribución. Su intervalo de confianza al 95 % es $[-0,07; +0,26]$ ($p = 0,23$) e incluye el cero.
3. **Test de *spanning*:** regresa los rendimientos de la inercia sobre los de la equiponderada; el intercepto (alfa) de esa regresión mide la rentabilidad ajustada al riesgo que la inercia aporta y que la equiponderada no logra reproducir. En otras palabras, contrasta si añadir la inercia a una cartera que ya invierte en la equiponderada mejora el conjunto de oportunidades. Ese alfa (2,39 % anual) no resulta significativo ($p = 0,12$), pero es el test que más se aproxima al umbral convencional del 5 %: el contraste conjunto de las dos restricciones de *spanning* (alfa nulo y pendiente unitaria) se queda en $p = 0,08$, rozándolo sin llegar a cruzarlo.

Resultado: *No se puede rechazar H_0 al nivel de significatividad convencional del 5 %.* La estrategia de inercia genera una mejora observable en todas las métricas de rentabilidad ajustada al riesgo (+2,21 pp en CAGR, +0,09 en Sharpe, +0,13 en Sortino), pero la diferencia no alcanza significatividad estadística.

Este resultado debe interpretarse en su contexto. La falta de significatividad estadística no implica necesariamente la ausencia de un efecto económico relevante. Tres consideraciones matizan la conclusión:

- **Magnitud económica:** una diferencia de 2,21 puntos porcentuales anuales de CAGR, acumulada durante 26 años, representa una diferencia sustancial en valor terminal. La estrategia de inercia multiplica el capital inicial por 16,6, frente a 9,8 de la equiponderada, lo que supone un 69 % más de valor final (por ejemplo, \$16,6 millones frente a \$9,8 millones sobre una inversión inicial de \$1.000.000).
- **Consistencia del alfa CAPM:** la estrategia de inercia presenta un alfa CAPM altamente significativo ($t = 3,13$, $p = 0,002$), casi el doble del alfa de la estrategia equiponderada ($t = 2,33$, $p = 0,020$). La mejora es de magnitud, pero también de robustez estadística.

- **Poca capacidad de detección:** las dos estrategias se solapan en un 90 % (comparten universo y metodología) y el sistema toma solo 52 decisiones de asignación en 26 años (dos al año). Con tan poca información independiente, detectar una diferencia de Sharpe tan pequeña es intrínsecamente difícil, exista o no.

4.4.1 Justificación de la elección de parámetros

La validez de los resultados depende también de la procedencia de los parámetros del algoritmo de inercia. Los valores empleados ($T = 0,8$; horizontes EMA de 21, 63 y 252 días; pesos del blend de 0,25/0,50/0,25; límites de peso del 0–50 %) no fueron optimizados sobre los datos del backtest, sino que se determinaron *a priori* a partir de criterios derivados de la literatura:

- Los horizontes de 21, 63 y 252 días corresponden a los estándares del análisis técnico institucional (1 mes, 1 trimestre, 1 año) y son consistentes con la evidencia de Jegadeesh y Titman (1993) sobre la persistencia del momentum en horizontes de 3 a 12 meses.
- La temperatura $T = 0,8$ se eligió para producir una asignación moderadamente agresiva, sin necesidad de búsqueda sobre datos históricos. Temperaturas en el rango 0,5–1,5 producen comportamientos cualitativamente similares.
- Los límites de peso (0–50 %) reflejan una restricción de diversificación estándar en la industria de gestión de activos: ningún factor puede dominar la cartera por sí solo, pero se permite la eliminación de factores con señal persistentemente negativa.

Esta selección *a priori* elimina el riesgo de *data snooping*: los parámetros no están sobreajustados a la muestra, lo que refuerza la validez de la mejora observada como señal genuina y no como artefacto de optimización.

4.5 Nivel 3: Análisis sectorial

El tercer nivel examina si la relevancia de cada factor depende del sector económico. Para ello, el sistema ejecuta el pipeline unifactorial del Nivel 1 (Sección 3.5) de forma independiente dentro de cada uno de los once sectores GICS del S&P 500, utilizando como universo únicamente las acciones pertenecientes a dicho sector. La Figura 4.5 presenta, en forma de mapa de calor, el ratio de Sharpe obtenido por cada factor en cada sector: el color verde señala el mejor rendimiento ajustado al riesgo y el rojo el peor dentro de cada fila. Esta representación permite leer el patrón de un vistazo: la columna de Value concentra los verdes más intensos en los sectores cíclicos, mientras

que Low Volatility se ilumina en los defensivos. Las dos últimas columnas recogen, además, las carteras combinadas equiponderada y de inercia dentro de cada sector.

Sector	Value	Quality	Momentum	Low Volatility	Growth	Equal Weighted	Inertia Weighted
Communication Services	0.26	0.24	0.27	0.29	0.27	0.26	0.29
Consumer Discretionary	0.41	0.52	0.42	0.57	0.41	0.51	0.50
Consumer Staples	0.50	0.54	0.46	0.50	0.42	0.52	0.55
Energy	0.48	0.42	0.40	0.38	0.41	0.45	0.42
Financials	0.48	0.41	0.41	0.41	0.30	0.44	0.42
Health Care	0.63	0.53	0.51	0.58	0.43	0.63	0.49
Industrials	0.61	0.50	0.57	0.52	0.50	0.58	0.56
Information Technology	0.38	0.42	0.39	0.34	0.40	0.37	0.40
Materials	0.38	0.41	0.48	0.35	0.47	0.40	0.42
Real Estate	0.36	0.35	0.37	0.33	0.37	0.35	0.36
Utilities	0.50	0.53	0.57	0.51	0.50	0.55	0.57

Figura 4.5: Mapa de calor del ratio de Sharpe por factor y sector GICS (2000–2026). Verde: mejor rendimiento ajustado al riesgo; rojo: peor. Las dos últimas columnas muestran las carteras combinadas equiponderada y de inercia dentro de cada sector.

Ningún factor domina en todos los sectores: la predominancia factorial es específica de cada industria, lo que confirma la motivación del tercer nivel. Se identifican cuatro patrones, en su mayoría interpretables desde la lógica económica de cada sector.

Value en sectores cíclicos y ligados al balance. Value domina en Financials (0,48), Energy (0,48) e Industrials (0,61): bancos, aseguradoras, petroleras e industriales, sectores donde el precio guarda una relación estrecha con el valor contable y los beneficios, y donde el descuento de valoración tiende a corregirse con fiabilidad. Es el patrón más fuerte y consistente del análisis. Value obtiene además el mejor Sharpe de toda la tabla en Health Care (0,63), un sector defensivo donde el mecanismo es distinto: la fuerte dispersión entre grandes farmacéuticas baratas y biotecnológicas caras hace que la selección por valoración capture con eficacia la reversion de las primeras.

Quality en sectores de caja estable y múltiplos elevados. Quality lidera en Consumer Staples (0,54) e Information Technology (0,42). El caso de Tecnología es especialmente revelador: Quality supera a Value (0,42 frente a 0,38), porque el descuento de valoración que caracteriza al value tiende a identificar *trampas de valor* en un sector de múltiplos estructuralmente elevados, mientras que la rentabilidad sobre recursos propios y el bajo apalancamiento que premia Quality seleccionan a las compañías genuinamente sólidas.

Momentum y Growth en sectores guiados por la tendencia de precios. Momentum obtiene el mejor Sharpe en Materials (0,48) y Utilities (0,57), y Growth iguala a Momentum en Real Estate (0,37). En Materials y Real Estate, sectores sensibles al ciclo y a los tipos de interés, la dinámica de precios y las expectativas de

crecimiento pesan más que la valoración estática. El liderazgo de Momentum en Utilities es menos intuitivo, al tratarse de un sector defensivo, y probablemente refleja la persistencia de las tendencias ligadas al ciclo de tipos en un universo de baja dispersión.

Low Volatility donde reducir el riesgo es la palanca decisiva. Low Volatility domina en dos sectores en apariencia opuestos. Communication Services (0,29) es el peor sector en términos ajustados al riesgo (ningún factor supera el 0,29): un entorno pobre en el que minimizar la volatilidad es la principal fuente de mejora. Consumer Discretionary (0,57), en cambio, es un sector cíclico y volátil; aquí la ventaja proviene de inclinarse hacia sus valores más estables, que ofrecen la mejor rentabilidad ajustada al riesgo dentro de un universo agitado. En ambos casos, aunque por razones distintas, es la reducción de la volatilidad lo que más aporta.

Queda por comprobar si estos patrones se sostienen con otra métrica. La Figura 4.6 reproduce el análisis sectorial empleando el CAGR (rentabilidad bruta) en lugar del ratio de Sharpe. El factor dominante coincide en 9 de los 11 sectores, lo que confirma que el patrón es sólido. Las dos discrepancias son, además, esclarecedoras: en Consumer Discretionary el dominante pasa de Low Volatility (por Sharpe) a Quality (por CAGR), y en Materials de Momentum a Growth. La razón es que el CAGR no ajusta por riesgo y, por tanto, penaliza sistemáticamente a los factores defensivos como Low Volatility, que sacrifican rentabilidad bruta a cambio de estabilidad. Esto justifica que el análisis principal de este trabajo se realice sobre el ratio de Sharpe, en coherencia con la hipótesis central, formulada también en términos de rentabilidad ajustada al riesgo.

Sector	Value	Quality	Momentum	Low Volatility	Growth	Equal Weighted	Inertia Weighted
Communication Services	5.3%	4.9%	5.4%	5.8%	5.4%	5.1%	5.8%
Consumer Discretionary	9.8%	12.1%	9.4%	11.6%	9.1%	11.2%	11.3%
Consumer Staples	9.1%	9.3%	8.1%	8.4%	7.5%	8.8%	9.4%
Energy	12.9%	10.7%	9.9%	9.2%	10.6%	11.5%	10.8%
Financials	12.6%	9.2%	9.5%	8.7%	6.4%	9.8%	9.5%
Health Care	12.8%	10.4%	10.0%	10.5%	8.5%	11.8%	9.3%
Industrials	14.9%	11.0%	12.7%	10.2%	11.3%	12.3%	12.1%
Information Technology	9.2%	10.4%	9.8%	7.6%	10.0%	8.8%	9.6%
Materials	8.8%	9.1%	10.8%	7.4%	10.9%	8.8%	9.2%
Real Estate	8.6%	8.1%	8.7%	7.5%	8.7%	8.0%	8.4%
Utilities	10.4%	11.0%	11.7%	10.2%	10.3%	11.3%	11.6%

Figura 4.6: Mapa de calor del CAGR por factor y sector GICS (2000–2026), presentado como contraste de la versión ajustada al riesgo (Figura 4.5). El factor dominante coincide en 9 de 11 sectores.

4.5.1 Un caso ilustrativo: Value en Health Care

Health Care es el sector con el mejor rendimiento factorial de todo el análisis (Value, con un Sharpe de 0,63), y examinarlo de cerca ilustra el mecanismo con claridad.

La Figura 4.7 muestra la evolución de los cinco factores dentro del sector: la cartera de Value (azul) se despega del resto de forma persistente, sobre todo tras la crisis financiera de 2008, y termina multiplicando el capital muy por encima de las demás.

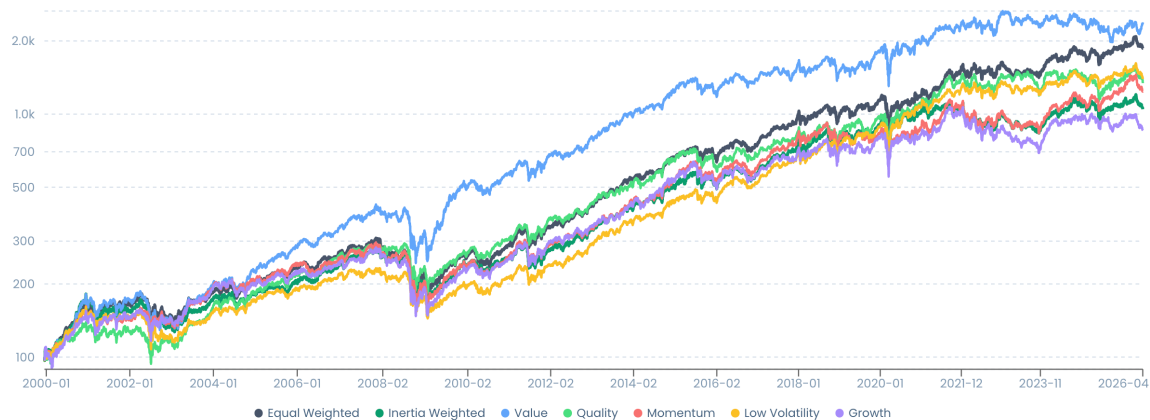


Figura 4.7: Curvas de rendimiento acumulado de los cinco factores y de las dos carteras combinadas dentro del sector Health Care (base 100, escala logarítmica), 2000–2026. La cartera de Value (azul) domina con claridad.

La razón se aprecia en la composición de esa cartera. La Figura 4.8 recoge sus quince primeras posiciones en el último rebalanceo: son, casi sin excepción, las compañías más baratas del sector. Aseguradoras y proveedores de salud (Cigna, Elevance, Humana, UnitedHealth, Universal Health Services), grandes farmacéuticas maduras (Pfizer, Bristol-Myers Squibb, Viatris, Biogen) y fabricantes de dispositivos médicos (Baxter, Zimmer Biomet, GE HealthCare) copan las primeras posiciones: negocios rentables y consolidados que cotizan con descuento, muy alejados de las biotecnológicas de alto múltiplo y sin beneficios en las que se concentran las expectativas de crecimiento del sector. Al inclinarse sistemáticamente hacia este segmento barato, la selección por valor captura la reversión de unas compañías infravaloradas, lo que explica su dominio en un sector, por lo demás, defensivo.

#	Ticker	Name	Sector	P/B	Earnings Yield	Revenue Yield	Composite
1	UHS.US	Universal Health Services Inc	Health Care	1.33	1.69	1.16	1.40
2	BAX.US	Baxter International Inc	Health Care	1.51	1.63	0.99	1.38
3	CI.US	Cigna Corp	Health Care	0.98	1.28	1.40	1.22
4	ELV.US	Elevance Health Inc	Health Care	0.92	1.05	1.28	1.08
5	VTRS.US	Viatris Inc	Health Care	0.86	1.40	0.93	1.06
6	HUM.US	Humana Inc	Health Care	1.15	0.29	1.63	1.03
7	SOLV.US	Solventum Corp.	Health Care	0.62	1.51	0.82	0.98
8	ZBH.US	Zimmer Biomet Holdings Inc	Health Care	1.69	0.41	0.52	0.87
9	PFE.US	Pfizer Inc	Health Care	1.10	1.11	0.23	0.81
10	BMJ.US	Bristol-Myers Squibb Company	Health Care	0.74	1.34	0.35	0.81
11	CVS.US	CVS Health Corp	Health Care	1.45	-0.52	1.46	0.79
12	BIIB.US	Biogen Inc	Health Care	1.27	0.64	0.29	0.73
13	MOH.US	Molina Healthcare Inc	Health Care	0.44	0.12	1.57	0.71
14	UNH.US	UnitedHealth Group Incorporated	Health Care	-0.15	0.99	1.22	0.69
15	GEHC.US	GE HealthCare Technologies Inc.	Health Care	0.33	0.93	0.70	0.65

Figura 4.8: Cartera del factor Value en Health Care en el último rebalanceo: quince primeras posiciones, con sus tres descriptores estandarizados (*Book-to-Price*, *Earnings Yield* y *Revenue Yield*) y la puntuación compuesta.

4.5.2 Inercia factorial intrasectorial

Queda una última pregunta: ¿aporta algo la estrategia de inercia cuando se aplica *dentro* de un solo sector, en lugar de sobre el índice completo? La respuesta depende del sector. Comparando, en cada uno, la cartera combinada por inercia con la equiponderada, la inercia gana en seis de los once sectores —en Information Technology, por ejemplo, sube el Sharpe de 0,37 (equiponderada) a 0,40 (inercia), y en Utilities de 0,55 a 0,57—, pero lo empeora en los cinco restantes, de forma especialmente marcada en Health Care, donde cae de 0,63 a 0,49.

El motivo encaja con la lógica del sistema: al encerrar la selección en un único sector, el universo se reduce a unas pocas decenas de valores y las curvas de cada factor se vuelven más ruidosas, de modo que la señal de inercia —que necesita tendencias nítidas para acertar— pierde fiabilidad. Por eso el análisis sectorial resulta más valioso como diagnóstico, una guía de qué factor priorizar en cada sector, que como base para reasignar los pesos de forma dinámica dentro de él.

4.6 Análisis por regímenes de mercado

Para evaluar si la estrategia de inercia adapta efectivamente su comportamiento al entorno de mercado, se clasifica cada día de negociación como *bull* (rentabilidad de mercado a 12 meses positiva) o *bear* (negativa). Del total de 6.314 días clasificables, el 74,7 % corresponde a régimen alcista y el 25,3 % a bajista.

La Figura 4.9 superpone las curvas de rendimiento de los cinco factores sobre un fondo sombreado según el régimen vigente, lo que permite visualizar cómo el liderazgo factorial rota a lo largo del ciclo: ningún color encabeza de forma permanente, sino que la primacía se alterna conforme cambian las fases de mercado. Es precisamente esta rotación la que la estrategia de inercia busca explotar.

Esta imagen encierra una implicación práctica de fondo. Como el factor ganador cambia con el régimen, la rentabilidad pasada de una asignación estática no garantiza su rentabilidad futura: el factor que lideró la última década puede rezagarse en la siguiente, y una cartera anclada a una ponderación fija quedaría atrapada en la combinación que funcionó *antes*, no en la que funcionará *después*. De ahí la importancia de un sistema capaz de adaptarse al entorno en lugar de apostar de forma permanente por un único reparto de factores, que es precisamente la razón de ser de la asignación por inercia.



Figura 4.9: Curvas de rendimiento acumulado de los cinco factores (base 100, escala logarítmica) sobre un fondo sombreado según el régimen de mercado vigente. El liderazgo factorial rota a lo largo del ciclo.

El análisis por regímenes de las carteras unifactoriales revela patrones consistentes con la literatura. El factor Value obtiene un alfa CAPM en fases bajistas del 10,4 % anual, confirmando su rol defensivo documentado por Hao y Watts (2024). Low Volatility exhibe la menor beta en ambos regímenes (0,66), proporcionando protección estructural en caídas de mercado. Momentum obtiene su mejor rendimiento absoluto en fases alcistas, pero sufre una caída pronunciada en transiciones de régimen, coherente con el fenómeno de *momentum crash* documentado en la literatura.

La capacidad del algoritmo de inercia para detectar estos cambios de régimen a través de la señal multi-horizonte de EMA es lo que genera la mejora en las métricas combinadas: al sobreponderar factores con tendencia alcista y reducir la exposición a factores en declive, la estrategia captura una fracción de la ciclicidad documentada en la Sección 2.4.

4.7 Respuestas a las preguntas de investigación

Esta sección responde explícitamente a las tres preguntas de investigación planteadas en la Sección 1.2.

Nivel 1: ¿Muestran los factores individuales persistencia suficiente para generar alfa por separado?

Sí. Los cinco factores (Value, Quality, Momentum, Growth y Low Volatility) generan alfa CAPM estadísticamente significativo al nivel del 1 % durante el período 2000–2026, con valores anualizados entre 4,2 % y 6,0 %. El test GRS confirma que este resultado es robusto conjuntamente ($F = 3,02$, $p = 0,010$).

Sin embargo, al controlar por los cinco factores de Fama-French, el alfa desaparece en todos los casos. Esto indica que las carteras unifactoriales capturan efectivamente las primas de riesgo documentadas (tamaño, valor, rentabilidad e inversión), pero no generan alfa residual más allá de estas exposiciones. Los factores funcionan, pero como primas de riesgo, no como anomalías inexploradas.

Nivel 2: ¿Es capaz la estrategia de inercia de superar a la estrategia equiponderada en rentabilidad ajustada al riesgo?

Parcialmente. La estrategia de inercia supera a la equiponderada en todas las métricas, tanto de rentabilidad (CAGR, +2,21 pp) como ajustadas al riesgo (Sharpe +0,09, Sortino +0,13, Calmar +0,05). Su alfa CAPM (6,18 %, significativo al 1 %) casi duplica al de la equiponderada y, a diferencia de este, sobrevive al modelo de tres factores de Fama-French, lo que sitúa su origen en una exposición dinámica a la calidad y la disciplina de inversión. Sin embargo, la diferencia de Sharpe no alcanza significatividad estadística (Jobson-Korkie $p = 0,42$; bootstrap $p = 0,23$), por lo que no se puede rechazar formalmente la hipótesis nula H_0 .

La conclusión es, por tanto, matizada: la ventaja es económicamente sustancial (a lo largo de los 26 años, la inercia multiplica el capital inicial por 16,6 frente a 9,8 de la equiponderada, un 69 % más de valor final) pero estadísticamente no concluyente. Es un resultado habitual al tratar de demostrar la superioridad de estrategias de *factor timing* con horizontes finitos y estrategias muy correlacionadas.

Nivel 3: ¿Existen patrones de predominancia factorial en sectores específicos?

Sí. El análisis sectorial (Sección 4.5) revela que la predominancia factorial es específica de cada sector: ningún factor domina en los once sectores GICS. Se identifican cuatro patrones, en su mayoría interpretables desde la lógica económica de cada industria: Value lidera en los sectores cíclicos y ligados al balance (Financials, Energy e Industrials) y, con el mejor Sharpe de todo el análisis, en Health Care; Quality en los de caja estable y múltiplos elevados (Consumer Staples e Information Technology), donde llega a superar a Value evitando las *trampas de valor*; Momentum y Growth en los sectores guiados por la tendencia de precios (Materials, Utilities y Real Estate); y Low Volatility donde reducir el riesgo es la palanca decisiva (Communication Services y Consumer Discretionary). Estos patrones ofrecen una guía práctica sobre qué factor priorizar

en cada sector. El análisis complementario por regímenes de mercado (Sección 4.6) confirma además la ciclicidad temporal de los factores, validando la motivación del algoritmo de inercia.

5. Conclusiones

5.1 Síntesis de hallazgos

Este Trabajo Final de Máster ha diseñado, implementado y validado un sistema de inversión multifactorial dinámico sobre el S&P 500 durante el período 2000–2026. Su aportación central es la *inercia factorial*: una regla de asignación que pondera cada factor en función de la tendencia reciente de su propio rendimiento, infiriendo el régimen de mercado a partir de las propias curvas factoriales y sin recurrir a ninguna variable macroeconómica. Con un único mecanismo, reproducible y libre de sesgos, el trabajo aborda los dos retos que la literatura venía planteando: la integración eficiente de múltiples factores, mediante un enfoque Bottom-Up, y la ciclicidad de sus primas, mediante la asignación dinámica. La conclusión de fondo tiene dos caras, y hay que decirla sin rodeos: la inercia factorial es una señal de asignación económicamente valiosa y operativamente viable, pero su superioridad sobre la alternativa estática no llega a confirmarse con significatividad estadística.

Los hallazgos que sostienen esta conclusión, ordenados según los tres niveles de análisis, son los siguientes:

1. **Los factores funcionan como primas de riesgo, no como anomalías.** Las cinco carteras unifactoriales generan alfa significativo frente al CAPM (entre 4,2 % y 6,0 % anual, confirmado conjuntamente por el test GRS), pero ese alfa es absorbido por completo por el modelo de cinco factores de Fama-French. Los factores capturan, por tanto, primas de riesgo ya documentadas, y no ineficiencias inexploradas del mercado.
2. **La inercia mejora el rendimiento ajustado al riesgo, y su ventaja es alfa genuino.** La asignación por inercia supera a la equiponderada estática en todas las métricas ajustadas al riesgo (el ratio de Sharpe pasa de 0,49 a 0,58 y el CAGR del 9,1 % al 11,3 %). Y no se trata de un espejismo estadístico: a diferencia del alfa de la equiponderada, el de la inercia sobrevive al modelo de tres factores y solo se diluye al incorporar las primas de rentabilidad e inversión, lo que sitúa su origen en una exposición dinámica a la calidad y la disciplina de inversión de capital.
3. **Esa ventaja, sin embargo, no es estadísticamente concluyente.** La diferencia de rentabilidad ajustada al riesgo, pese a ser consistente en su signo, no alcanza significatividad en ninguno de los tres contrastes empleados. El resultado, económicamente sustancial pero estadísticamente ambiguo, es habitual en la literatura de *factor timing* y se explica por la baja potencia de la muestra: dos

estrategias muy correlacionadas y un número reducido de decisiones de asignación independientes.

4. **La predominancia factorial es específica de cada sector y rota con el régimen.** Ningún factor domina en todos los sectores ni en todas las fases del ciclo: Value lidera en los sectores cíclicos y ligados al balance, Low Volatility allí donde reducir el riesgo es determinante, y el liderazgo se alterna en el tiempo entre factores defensivos y procíclicos según el régimen de mercado. Esta doble ciclicidad, transversal y temporal, es precisamente la que da sentido a una asignación que se adapta al entorno en lugar de fijarse de antemano.

5.2 Implicaciones prácticas

Los resultados del trabajo tienen varias implicaciones para la gestión de carteras:

- **El enfoque Bottom-Up es eficaz.** La integración a nivel de acción individual, seleccionando “atletas completos” que destacan en múltiples factores simultáneamente, produce exposiciones factoriales más puras que la combinación de índices unifactoriales, confirmando los hallazgos de Innes (2017).
- **La inercia factorial es una señal económicamente relevante.** Aunque no se alcance la significatividad estadística formal, la magnitud de la mejora —un 69 % más de valor final acumulado a lo largo de 26 años: \$16,6 millones frente a \$9,8 millones sobre una inversión inicial de \$1.000.000— es de una relevancia enorme para un gestor de carteras.
- **Los costes de transacción son manejables.** El rebalanceo semestral con 25 posiciones genera un turnover anual del 1,56 y unos costes totales de \$277.000 durante 26 años, equivalentes a unos 20 puntos básicos anuales (en torno al 0,2 %) sobre el capital medio. Esto confirma la viabilidad de la estrategia en un entorno institucional con comisiones competitivas.
- **La elección *a priori* de parámetros refuerza la robustez.** Los parámetros del algoritmo (horizontes EMA, temperatura softmax, límites de peso) se fijaron a priori, sin optimización sobre los datos del backtest, lo que elimina el riesgo de sobreajuste y respalda que la mejora observada no es un artefacto del muestreo.

5.3 Limitaciones

Los resultados anteriores deben leerse a la luz de varias limitaciones:

- **Sin validación fuera de muestra formal.** El mismo período, 2000–2026, sirve para concebir y ajustar la estrategia y también para evaluarla: no se ha reservado

un tramo de datos ajeno a su diseño. Tres rasgos amortiguan este riesgo. Primero, el algoritmo decide en cada fecha con la sola información disponible hasta ese momento, sin *look-ahead*, de modo que la ponderación ya funciona como lo haría en tiempo real. Segundo, sus parámetros se fijaron *a priori*, y no a partir de los datos del *backtest*, lo que reduce el margen de sobreajuste. Y tercero, al ser una regla dinámica es, por naturaleza, menos moldeable a la muestra que una asignación estática. La prueba realmente pendiente no es tanto validar el sistema sobre el propio período —que, al decidir en tiempo real, ya se comporta como fuera de muestra— como confirmar que su ventaja se sostiene sobre datos que no ha visto: otros mercados, otros universos y otras ventanas temporales. Es la vía que se prioriza en las líneas futuras.

- **Universo limitado al S&P 500.** Los resultados son específicos de las acciones de gran capitalización estadounidenses. La extrapolación a otros mercados (europeos, emergentes) o a universos de menor capitalización requeriría una validación independiente.
- **Ausencia de costes de impacto de mercado.** El modelo de costes de transacción incluye comisiones proporcionales y fijas, pero no incorpora el deslizamiento (*slippage*) por impacto de mercado, que podría ser relevante para carteras de gran volumen.
- **Potencia estadística limitada.** La alta correlación entre las estrategias comparadas (0,90) y el número limitado de rebalanceos semestrales (52 en 26 años) reducen la potencia de los tests de comparación de Sharpe, lo que dificulta la obtención de significatividad estadística incluso ante diferencias económicamente relevantes.

5.4 Líneas de investigación futura

A partir de los hallazgos y limitaciones identificados, se proponen las siguientes líneas de investigación futura:

- **Generalización a otros universos y periodos.** La validación pendiente más importante es comprobar que la inercia factorial no es un artefacto del S&P 500 durante 2000–2026. Replicar el análisis en otros mercados (STOXX Europe 600, Russell 2000, mercados emergentes), en universos de menor capitalización y en ventanas temporales distintas permitiría contrastar si los patrones de predominancia factorial y la ventaja de la asignación dinámica se mantienen fuera de la muestra estudiada. Este es el verdadero test *out-of-sample* de la estrategia.

- **Refinamiento y optimización de la señal de inercia.** Explorar variantes del propio mecanismo: los horizontes y la ponderación del *blend* de medias móviles, la temperatura del *softmax*, los límites de exposición o medidas de tendencia alternativas; y optimizar la frecuencia de rebalanceo frente a su *trade-off* con los costes de transacción, con esquemas que rebalanceen solo cuando la señal supere un umbral. En el momento en que se opte por optimizar parámetros sobre los datos, esa optimización debería apoyarse en un esquema *walk-forward* —calibrar en una ventana de entrenamiento móvil y evaluar en la siguiente, avanzando progresivamente— para no reintroducir el riesgo de sobreajuste que el diseño *a priori* evita hoy.
- **Señales alternativas de régimen.** Explorar señales macroeconómicas explícitas (tipo de interés real, *term spread*, índice de sentimiento de Baker-Wurgler) como complemento o alternativa a la señal de inercia basada en EMA.
- **Incorporación de factores adicionales.** Evaluar la inclusión de factores no considerados en este trabajo, como el factor *Size* (SMB), el factor de *dividendo* o factores ESG, y su impacto en la diversificación factorial y la estabilidad de la señal de inercia.
- **Implementación en un fondo de inversión real.** Llevar la estrategia de la simulación a la operativa real. Ello exige diseñar un sistema de gestión de carteras que reproduzca el funcionamiento de un fondo de inversión (suscripciones y reembolsos de partícipes, ejecución de órdenes, control de riesgos y cumplimiento normativo) e integre la señal de inercia en su automatización, gestionando de forma sistemática el rebalanceo y la generación de órdenes. Sería el paso natural para convertir el sistema en un producto de inversión operativo.

De todas ellas, la prioritaria es la validación en otros mercados y periodos: es la que puede confirmar que la inercia factorial, hoy una señal prometedora y económicamente relevante en el S&P 500, es un fenómeno general y no un rasgo de esta muestra concreta. El sistema y la plataforma desarrollados en este trabajo, documentados y replicables, dejan el terreno preparado para darla.

A. La plataforma web: recorrido visual

Este apéndice recorre la plataforma web desarrollada para este Trabajo Final de Máster, la herramienta con la que se han configurado, ejecutado y explorado todas las simulaciones presentadas en la memoria. Su propósito es doble: documentar el entorno que da soporte al sistema y mostrar cómo cualquier resultado del trabajo puede reproducirse y examinarse de forma interactiva. La aplicación se organiza en pestañas que siguen el propio hilo del análisis: configuración de la estrategia, rendimiento de los factores, resultados de la estrategia combinada, desglose sectorial y análisis estadístico.

Nota importante: las capturas de este apéndice recogen únicamente la parte superior de cada vista. En la aplicación, cada pantalla continúa hacia abajo con gráficas, tablas y controles adicionales, por lo que se recomienda visitar la versión en vivo para explorarlas en su totalidad.

Explora la plataforma en vivo:

master-thesis.mestremolins.com →

A.1 Página de inicio

La página de inicio (Figura A.1) presenta el trabajo (título, autor y resumen) y da acceso al panel de simulaciones. Desde ella se entra a la aplicación, que despliega en pestañas todo el análisis descrito en la memoria.



Figura A.1: Página de inicio de la plataforma.

A.2 Configuración de la estrategia

La pantalla de configuración (Figura A.2) es el punto de partida: reúne en una sola vista todos los parámetros descritos en el Capítulo 3 y permite modificarlos antes de lanzar la simulación. Se agrupan en cuatro bloques. El **alcance de la simulación** fija el universo (S&P 500) y el período (del 1 de enero de 2000 al 29 de abril de 2026). La **construcción de carteras** define el modo de selección (*Top-N*), el número de posiciones por factor (100) y de la cartera combinada (25), la frecuencia de rebalanceo (semestral), el esquema de ponderación y los costes de transacción (0,06 % variable y 1 \$ fijo). La **combinación de factores** recoge el método (*Inertia Weighted*) y los parámetros del algoritmo de inercia: temperatura ($T = 0,8$), límites de peso (0–50 %) y los tres horizontes EMA (21, 63 y 252 días). Por último, el bloque de **factores** lista los cinco factores del sistema con sus variables constituyentes.

Factor Inertia ← Home

MASTER THESIS

Factor Inertia: Dynamic Multi-Factor Investing in the S&P 500

Overview **Configuration** Factor Performance Strategy Results Sector Drilldown Statistical Analysis

Strategy

Name
Factor Inertia: Dynamic Multi-Factor Investing in the S&P 500

Description
Master Thesis

Simulation Scope

Universe
S&P 500

Start Date
01/01/2000

End Date
29/04/2026

Portfolio Construction

Selection Mode: Top N

Factor Stocks: 100

Combined Stocks: 25

Rebalance Freq: Semi-Annual

Weighting: Equal Weighted

Variable Cost (%): 0,06

Fixed Cost (\$): 1

Factor Combination

Method: Inertia Weighted

Min Weight (%): 0

Max Weight (%): 50

Temperature: 0,8

EMA Short (days): 21

EMA Medium (days): 63

EMA Long (days): 252

Factors (5)

Value (3 variables): P/B, Earnings Yield, Revenue Yield

Quality (3 variables): ROE, Accruals Ratio (Δ NOA/Assets), Financial Leverage

Momentum (1 variable): Risk-Adjusted Return

Low Volatility (1 variable): Volatility 1Y

Growth (3 variables): Sales Growth 3Y, Δ EPS/Price, Risk-Adjusted Return

Figura A.2: Pantalla de configuración, con la configuración exacta empleada en este trabajo.

A.3 Rendimiento de los factores

La pestaña de rendimiento de los factores (Figura A.3) muestra las curvas de rendimiento acumulado de las cinco carteras unifactoriales y sus métricas comparadas, que constituyen el Nivel 1 del análisis y la señal de entrada del algoritmo de inercia.

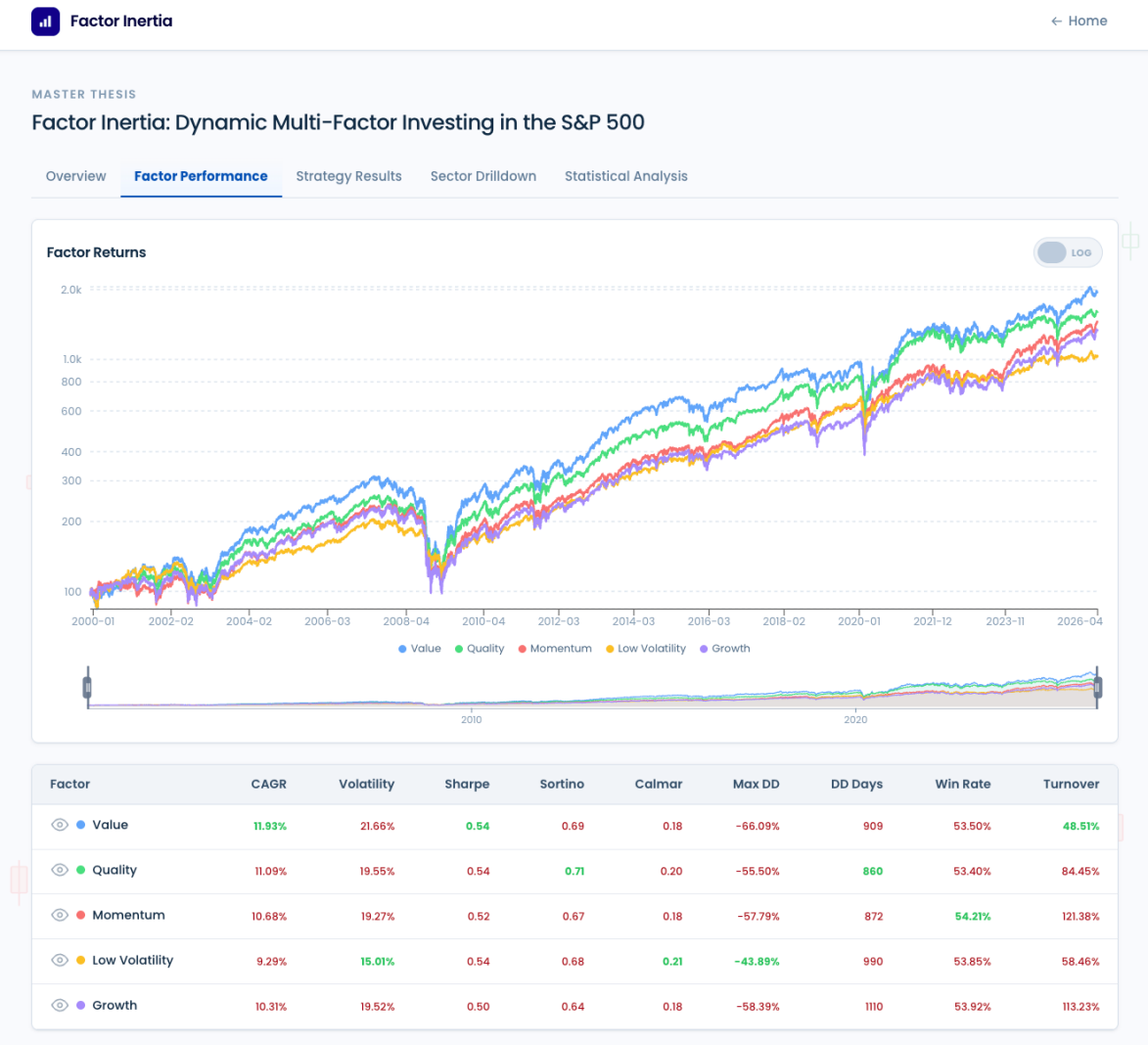


Figura A.3: Pestaña de rendimiento de los factores (Nivel 1).

A.4 Resultados de la estrategia

Es la vista central del trabajo (Figura A.4). Compara la cartera de inercia con la equiponderada y con el S&P 500 mediante la curva de rendimiento (con escala lineal o logarítmica conmutable y control de zoom temporal) y una tabla con el conjunto completo de métricas de rentabilidad, riesgo y eficiencia.

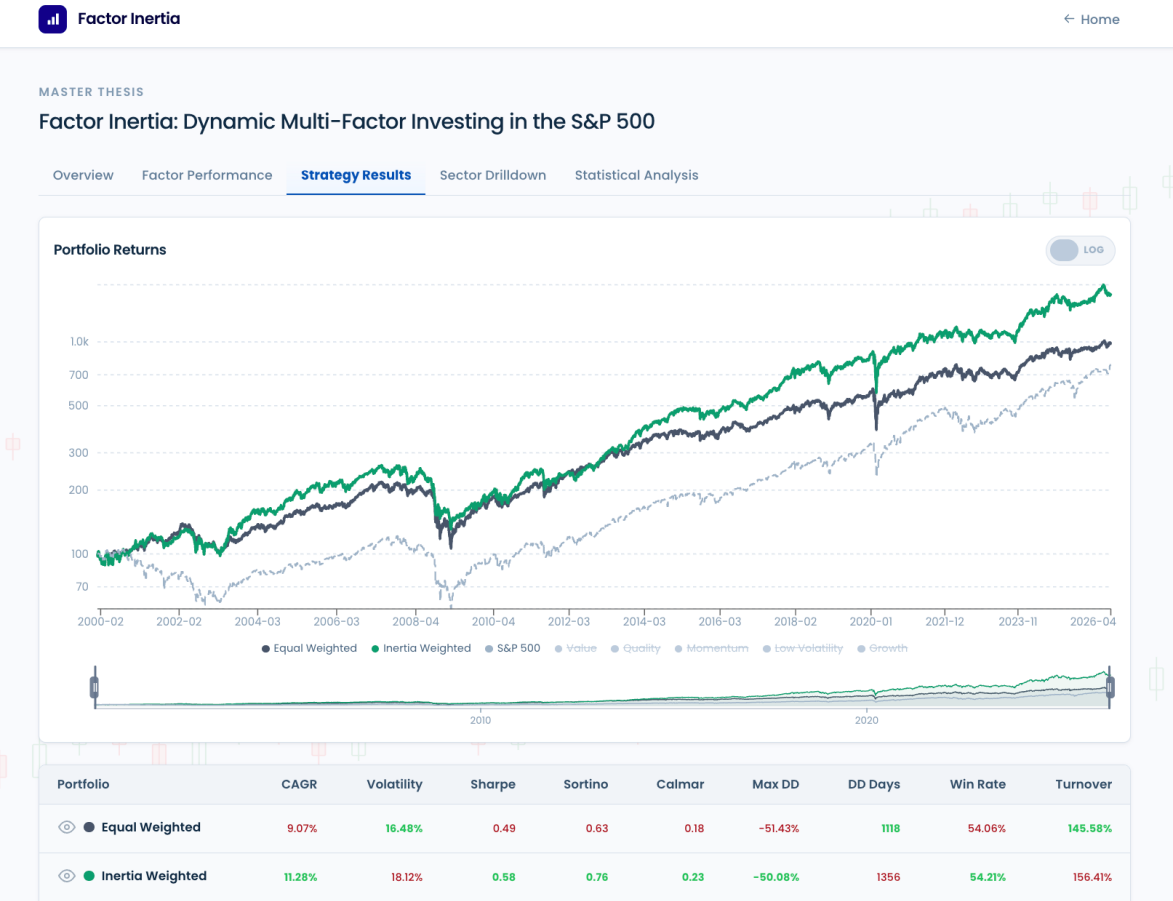


Figura A.4: Pestaña de resultados de la estrategia combinada (Nivel 2).

A.5 Desglose sectorial

El desglose sectorial (Figura A.5) presenta el mapa de calor del rendimiento de cada factor en cada sector, conmutable entre CAGR y ratio de Sharpe. Cada sector es, además, navegable: al seleccionarlo se accede a sus curvas factoriales y a su cartera, como se ilustró con el caso de Health Care en la Sección 4.5.

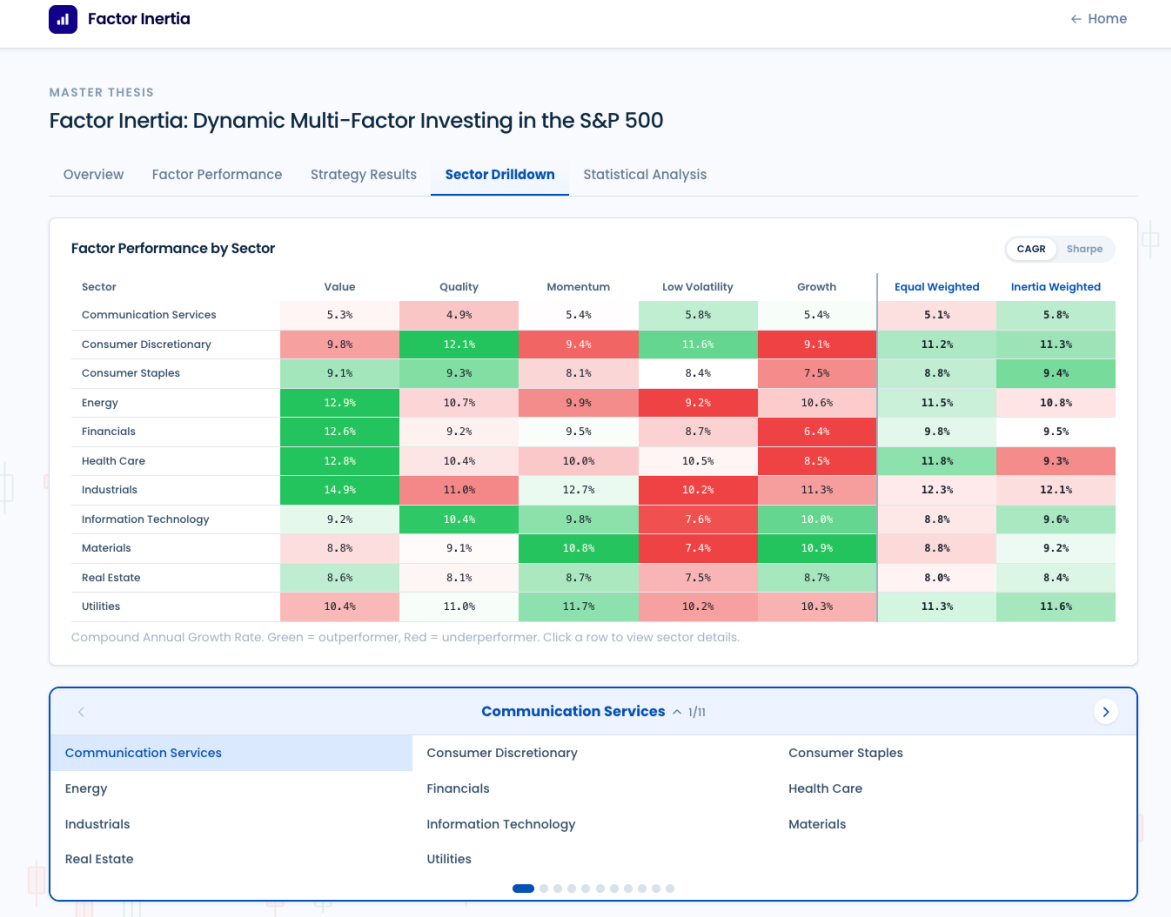


Figura A.5: Pestaña de desglose sectorial (Nivel 3).

A.6 Análisis estadístico

La última pestaña (Figura A.6) reúne el veredicto de la estrategia (alfa, ratio de Sharpe, beta de mercado y ratios de captura) y el detalle de las regresiones CAPM y de Fama-French, los contrastes de significatividad y las pruebas de robustez que sustentan el Capítulo 4.

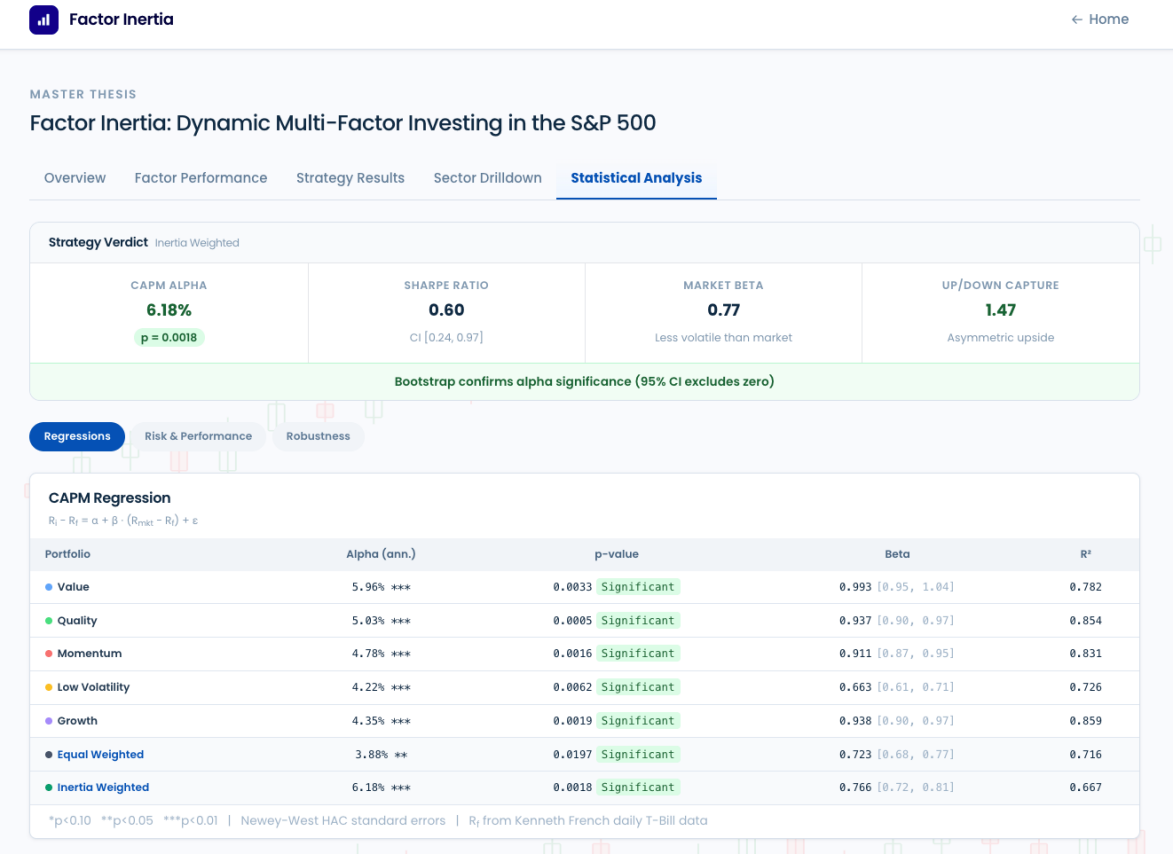


Figura A.6: Pestaña de análisis estadístico: veredicto y regresiones factoriales.

Todas estas vistas, junto con el contenido adicional que cada una despliega, pueden explorarse de forma interactiva en la versión en vivo de la plataforma, en master-thesis.mestremolins.com.

Bibliografía

- Ang, A., Hodrick, R. J., Xing, Y., & Zhang, X. (2006). The cross-section of volatility and expected returns. *The Journal of Finance*, 61(1), 259-299.
- Anthropic. (2026). *Claude* [Modelo de lenguaje de gran tamaño]. <https://claude.ai>
- Baker, M., Bradley, B., & Wurgler, J. (2011). Benchmarks as limits to arbitrage: Understanding the low-volatility anomaly. *Financial Analysts Journal*, 67(1), 40-54.
- Carhart, M. M. (1997). On persistence in mutual fund performance. *The Journal of Finance*, 52(1), 57-82.
- Ehsani, S., & Linnainmaa, J. T. (2022). Factor momentum and the momentum factor. *The Journal of Finance*, 77(3), 1877-1919.
- Fama, E. F., & French, K. R. (1992). The cross-section of expected stock returns. *The Journal of Finance*, 47(2), 427-465.
- Fama, E. F., & French, K. R. (1993). Common risk factors in the returns on stocks and bonds. *Journal of Financial Economics*, 33(1), 3-56.
- Fama, E. F., & French, K. R. (2015). A five-factor asset pricing model. *Journal of Financial Economics*, 116(1), 1-22.
- Gibbons, M. R., Ross, S. A., & Shanken, J. (1989). A test of the efficiency of a given portfolio. *Econometrica*, 57(5), 1121-1152.
- Hao, W. B., & Watts, R. (2024). *A historical perspective on factor index performance across macroeconomic cycles* (Research Paper). S&P Dow Jones Indices.
- Haugen, R. A., & Baker, N. L. (1991). The efficient market inefficiency of capitalization-weighted stock portfolios. *The Journal of Portfolio Management*, 17(3), 35-40.
- Innes, A. (2017). *The merits and methods of multi-factor investing* (Research Paper). S&P Dow Jones Indices.
- Innes, A. (2018). *Exploring techniques in multi-factor index construction* (Research Paper). S&P Dow Jones Indices.
- Jegadeesh, N., & Titman, S. (1993). Returns to buying winners and selling losers: Implications for stock market efficiency. *The Journal of Finance*, 48(1), 65-91.
- Jobson, J. D., & Korkie, B. M. (1981). Performance hypothesis testing with the Sharpe and Treynor measures. *The Journal of Finance*, 36(4), 889-908.
- Kuo, Y.-S., & Huang, J.-T. (2022). Factor-based investing in market cycles: Fama–French five-factor model of market interest rate and market sentiment. *Journal of Risk and Financial Management*, 15(10), 460.
- Lintner, J. (1965). The valuation of risk assets and the selection of risky investments in stock portfolios and capital budgets. *The Review of Economics and Statistics*, 47(1), 13-37.

- Memmel, C. (2003). Performance hypothesis testing with the Sharpe ratio. *Finance Letters*, 1(1), 21-23.
- Sharpe, W. F. (1964). Capital asset prices: A theory of market equilibrium under conditions of risk. *The Journal of Finance*, 19(3), 425-442.
- S&P Dow Jones Indices. (2023a). *S&P Enhanced Value Indices Methodology* (Index Methodology). S&P Global.
- S&P Dow Jones Indices. (2023b). *S&P Growth Indices Methodology* (Index Methodology). S&P Global.
- S&P Dow Jones Indices. (2023c). *S&P Momentum Indices Methodology* (Index Methodology). S&P Global.
- S&P Dow Jones Indices. (2023d). *S&P Quality Indices Methodology* (Index Methodology). S&P Global.