



---

# BÚSQUEDA SISTEMÁTICA DE ACCIONES DE ALTA CALIDAD

---

MEDIANTE ANÁLISIS FUNDAMENTAL AUTOMATIZADO



20 DE MAYO DE 2025

UNIVERSIDAD PONTIFICIA COMILLAS (ICADE)

Raúl Bermejo Mediavilla

<b>INTRODUCCIÓN</b>	<b>3</b>
1.1. Objetivos del trabajo	3
1.2. Justificación y relevancia del análisis cuantitativo en inversión	4
1.3. Metodología general aplicada	5
<b>MARCO TEÓRICO Y CONTEXTUAL</b>	<b>8</b>
2.1. Fundamentos del análisis fundamental	8
2.2. Análisis cuantitativo vs. análisis cualitativo	9
2.3. Indicadores financieros utilizados	10
2.3.1. Piotroski F-Score	10
2.3.2. Altman Z-Score	12
2.3.3. ROA (Return on Assets)	13
2.3.4. Margen operativo	14
2.3.5. Free Cash Flow Yield	15
2.3.6. Valoración por DCF simplificado	16
2.4. Comparación sectorial: justificación y métodos	18
2.5. Introducción al "Factor Investing"	19
<b>FUENTES DE DATOS Y PREPROCESAMIENTO</b>	<b>21</b>
3.1. Descripción del dataset utilizado	21
3.2. Origen de los datos	23
3.3. Limpieza y depuración de datos	24
3.4. Transformaciones aplicadas	25
3.4.1. Filtro de acciones comunes	25
3.4.2. Lag de 3 meses para evitar look-ahead bias	26
3.4.3. Cálculo de variables derivadas	27
3.4.4. Rolling windows para consistencia y medias móviles	29
3.4.5. Cálculo del score compuesto	31
3.4.6. Criterios de filtro final y su justificación	33
<b>ANÁLISIS DE RESULTADOS</b>	<b>36</b>
4.1. Cálculo de rentabilidades	36
4.2. Resumen de resultados	38
4.3. Indicador cíclico	42
<b>DISCUSIÓN Y EVALUACIÓN CRÍTICA</b>	<b>52</b>
<b>BIBLIOGRAFÍA</b>	<b>54</b>
<b>ANEXO</b>	<b>56</b>
Año 2003	56
Año 2004	57
Año 2005	58
Año 2006	59
Año 2007	60
Año 2008	61
Año 2009	62
Año 2010	64
Año 2011	65
Año 2012	67
Año 2013	69
Año 2014	71
Año 2015	72

Año 2016	73
Año 2017	74
Año 2018	75
Año 2019	76
Año 2020	77
Año 2021	78
Año 2022	79
Año 2023	80
Año 2024	81
Año 2025	82
Análisis individual de compañías	82

# INTRODUCCIÓN

## 1.1. Objetivos del trabajo

En el entorno actual de la gestión de carteras y fondos de cobertura, existen múltiples ramas con enfoques diversificados para la toma de decisiones de inversión. Algunos fondos se especializan en estrategias cuantitativas puras, otros en análisis fundamental, y muchos integran modelos híbridos que combinan datos financieros, estadística avanzada y aprendizaje automático. Este trabajo se enmarca específicamente en el ámbito de la renta variable, con un enfoque centrado en la selección sistemática de acciones mediante análisis fundamental apoyado por técnicas de procesamiento masivo de datos.

A diferencia de otras estrategias cuantitativas complejas que intentan detectar patrones invisibles al ojo humano, como las que utilizan redes neuronales profundas para la predicción de precios de materias primas, enfoque que fue explorado previamente en mi anterior Trabajo de Fin de Grado, en este proyecto el objetivo es diseñar un sistema basado en lógica económica comprensible y transparente. Se parte de la hipótesis de que ciertas métricas financieras fundamentales, cuando son consistentes en el tiempo y superiores a sus comparables del sector, pueden ayudar a identificar compañías con fundamentos sólidos, capacidad de generación de valor y potencial de rendimiento.

Para ello, se ha recopilado y procesado un conjunto extenso de datos financieros mensuales desde el año 2000, abarcando todas las acciones cotizadas en Estados Unidos, incluyendo American Depositary Receipts (ADRs), los cuales permiten incluir compañías extranjeras que cotizan en mercados estadounidenses. Este enfoque asegura una cobertura exhaustiva del universo invertible.

El objetivo principal del trabajo es construir un filtro sistemático, escalable y personalizable, basado en criterios fundamentales robustos, que permita reducir de forma objetiva el universo de inversión. Este sistema no pretende ser una estrategia de inversión directa o cerrada, sino una herramienta de apoyo para gestores de carteras y analistas fundamentales, que facilite la identificación de un subconjunto de compañías financieramente sólidas y consistentes, dentro del cual puedan aplicarse criterios cualitativos o de adecuación al perfil de riesgo del fondo o de sus portfolio managers.

## 1.2. Justificación y relevancia del análisis cuantitativo en inversión

En un entorno financiero cada vez más competitivo, globalizado y dominado por una abundancia de datos, el análisis cuantitativo se ha consolidado como una herramienta fundamental en la toma de decisiones de inversión. A diferencia del análisis tradicional, basado en la interpretación subjetiva de informes financieros, presentaciones corporativas y narrativa de mercado, el enfoque cuantitativo permite aplicar modelos matemáticos y estadísticos de forma sistemática, objetiva y replicable.

El auge del análisis cuantitativo ha sido impulsado por el crecimiento exponencial de la capacidad computacional y el desarrollo de entornos de análisis de datos como Python, junto con librerías especializadas como pandas y numpy, que permiten manejar millones de registros históricos en cuestión de segundos. Esta evolución ha dotado a los gestores de carteras y analistas de herramientas que facilitan el cribado automatizado, la optimización de carteras y la detección de patrones complejos que antes quedaban ocultos bajo enfoques más tradicionales.

Como señalan Chan (2009) y Bailey et al. (2014), la sistematización del proceso inversor no solo incrementa la eficiencia operativa, sino que también contribuye a reducir la subjetividad inherente a la selección manual de activos, favoreciendo así decisiones más consistentes y reproducibles.

En este contexto, el análisis cuantitativo no pretende reemplazar el juicio humano, sino complementarlo y enriquecerlo. En particular, el enfoque utilizado en este trabajo parte de principios fundamentales clásicos, como la rentabilidad sobre activos (ROA), el margen operativo o el flujo de caja libre, y los integra en una estructura programática que automatiza el cribado y la evaluación de empresas, basándose tanto en su consistencia histórica como en su desempeño relativo frente a los valores medianos de su industria.

Este tipo de herramientas es cada vez más relevante para:

- Reducir el sesgo humano en el análisis financiero.
- Acelerar el proceso de filtrado de oportunidades en universos amplios de inversión.

- Aumentar la trazabilidad y justificación de las decisiones tomadas en un comité de inversión.
- Permitir la personalización según el perfil de riesgo, sectorial o geográfico de cada fondo.

Asimismo, la democratización del acceso a datos financieros históricos y el creciente uso de enfoques de *data-driven investing* por parte de fondos institucionales, gestoras cuantitativas y analistas independientes, refuerzan la necesidad de dominar este tipo de metodologías.

Este trabajo se sitúa precisamente en ese punto de confluencia: combina la rigurosidad del análisis fundamental con la eficiencia, escalabilidad y objetividad del análisis cuantitativo, proponiendo una herramienta práctica y adaptable al entorno real de gestión de activos.

### 1.3. Metodología general aplicada

Este trabajo se apoya en una metodología cuantitativa orientada a la identificación sistemática de compañías con fundamentos financieros sólidos. El proceso se ha desarrollado íntegramente en Python y se basa en el tratamiento de datos financieros mensuales obtenidos de la plataforma FactSet. Las métricas fundamentales utilizadas (como ROA, margen operativo, FCF, Z-Score, F-Score, entre otras) provienen directamente de esta fuente y no han sido calculadas manualmente.

El enfoque metodológico combina una serie de filtros encadenados, estructurados de la siguiente forma:

#### **Preprocesamiento y limpieza del universo de compañías**

- Se excluyen acciones preferentes y clases especiales mediante expresiones regulares aplicadas sobre el nombre de la empresa y el ticker. El dataset se reorganiza cronológicamente por activo.

### **Incorporación de retraso temporal en los datos**

- Para evitar el uso de información no disponible en el momento de la toma de decisión, se aplica un desfase de tres meses a todas las variables fundamentales.

### **Construcción de variables derivadas**

- Se generan indicadores financieros clave como FCF Yield o una estimación conservadora del valor razonable mediante un modelo simplificado de descuento de flujos de caja. Asimismo, se calculan ratios relativos a industria utilizando la mediana anual por sector.

### **Medición de consistencia histórica**

- Se evalúa si los indicadores de rentabilidad y flujo de caja han sido positivos de forma sostenida, exigiendo al menos 12 trimestres consecutivos con valores positivos para considerarlos consistentes.

### **Criterios relativos a desempeño sectorial**

- Se comprueba si la empresa ha superado la mediana de su industria en términos de ROA y FCF Yield en al menos 9 de los últimos 12 trimestres, incluyendo los 3 más recientes de forma consecutiva. Esta condición introduce una exigencia de calidad relativa sostenida, sin exigir perfección absoluta.

### **Cálculo de un índice de puntuación compuesto**

- Se ponderan distintas métricas (F-Score, Z-Score, FCF Yield relativo, margen de seguridad en valoración) en un único score normalizado. Este índice se emplea para priorizar entre las empresas que cumplen todos los criterios cuantitativos previos.

### **Aplicación del filtro final**

- Se seleccionan exclusivamente aquellas empresas que superan simultáneamente los umbrales definidos para todas las variables clave, incluyendo consistencia, fortaleza financiera, infravaloración estimada y tamaño mínimo de capitalización bursátil.

### **Cálculo opcional de rentabilidades futuras**

- Para cada empresa seleccionada, se estima la rentabilidad acumulada en horizontes de 12, 24, 36 y 48 meses posteriores, utilizando la variable de retorno mensual proporcionada en el dataset. Estos cálculos permiten realizar una evaluación ex post de la capacidad del filtro para identificar compañías con mejor comportamiento relativo.

# MARCO TEÓRICO Y CONTEXTUAL

## 2.1. Fundamentos del análisis fundamental

El análisis fundamental es una metodología utilizada para evaluar el valor intrínseco de un activo financiero mediante el estudio detallado de sus características económicas y financieras. A diferencia del análisis técnico, que se basa en patrones de precios y volumen de negociación, el análisis fundamental busca comprender las causas subyacentes del rendimiento de una empresa, evaluando su rentabilidad, solvencia, eficiencia operativa y perspectivas de crecimiento.

Este enfoque parte de la hipótesis de que, aunque los precios de mercado pueden desviarse de los valores reales en el corto plazo, a largo plazo tienden a converger hacia el valor intrínseco de las compañías. Por tanto, el análisis fundamental intenta identificar discrepancias entre el valor intrínseco y el precio de mercado, con el objetivo de encontrar oportunidades de inversión racionales y sostenibles.

Los inversores fundamentales examinan tanto variables cuantitativas (como beneficios, márgenes, flujos de caja, ratios de rentabilidad, liquidez o endeudamiento) como cualitativas (modelo de negocio, ventajas competitivas, calidad del equipo directivo, posicionamiento sectorial, etc.). Estas variables permiten construir una visión estructurada sobre la solidez y el potencial de una compañía.

La raíz histórica del análisis fundamental moderno se encuentra en el trabajo de Benjamin Graham y David Dodd, quienes sentaron las bases en su obra clásica *Security Analysis* (1934). En ella, definieron el concepto de inversión como “una operación que, tras un análisis exhaustivo, promete seguridad del principal y un rendimiento adecuado. Las operaciones que no cumplen estos requisitos son especulativas” (Graham & Dodd, 1934).

En la actualidad, el análisis fundamental es utilizado tanto por inversores individuales como por gestoras institucionales para construir carteras orientadas al largo plazo, especialmente en estrategias value, quality investing, o bottom-up. Según Bodie, Kane y Marcus (2014), “el análisis fundamental se basa en el estudio detallado de la economía,

la industria y la empresa para estimar el valor de una acción y compararlo con su precio actual”, lo que permite tomar decisiones de inversión más informadas.

En este trabajo, se retoman estos principios con el objetivo de aplicarlos de forma sistemática sobre un universo amplio de datos financieros históricos, automatizando el filtrado de empresas en función de criterios objetivos, consistentes y comparables entre sectores.

## 2.2. Análisis cuantitativo vs. análisis cualitativo

La evaluación de activos financieros puede abordarse desde dos grandes enfoques metodológicos: el análisis cuantitativo y el análisis cualitativo. Ambos constituyen formas complementarias de comprender la situación de una empresa, pero difieren en sus fundamentos, objetivos y formas de implementación.

El análisis cualitativo se basa en la interpretación de factores no numéricos que influyen en el rendimiento empresarial. Este tipo de análisis considera elementos como la calidad del equipo directivo, el posicionamiento competitivo, el modelo de negocio, la cultura corporativa o el entorno regulatorio. Si bien estos aspectos son difíciles de medir con precisión, suelen ser determinantes en la evolución de una empresa, especialmente a largo plazo. Por esta razón, muchos gestores tradicionales lo consideran esencial para entender los riesgos estratégicos y las ventajas sostenibles de una compañía.

Por su parte, el análisis cuantitativo se apoya en datos objetivos y estructuras matemáticas para automatizar y sistematizar el proceso de evaluación. Utiliza modelos estadísticos y algoritmos para filtrar, clasificar o predecir el comportamiento de los activos, trabajando sobre conjuntos de datos financieros amplios y de alta frecuencia. La principal ventaja de este enfoque es su capacidad para reducir la subjetividad, aumentar la escalabilidad del análisis y aplicar reglas consistentes a un universo amplio de activos.

Según López de Prado (2018), “el análisis cuantitativo es indispensable en un contexto donde la complejidad de los mercados y el volumen de datos supera la capacidad de procesamiento humano. Su función no es sustituir al analista, sino ofrecerle una base rigurosa y reproducible desde la cual tomar decisiones informadas” (p. 4).

En los últimos años, la creciente disponibilidad de datos estructurados y herramientas de programación como Python han hecho que el análisis cuantitativo gane relevancia incluso en ámbitos tradicionalmente dominados por enfoques cualitativos, como el análisis fundamental. En efecto, ya es habitual ver cómo se aplican modelos cuantitativos sobre métricas fundamentales para automatizar procesos de selección y evaluación, especialmente en entornos de gestión institucional y fondos con enfoque sistemático.

Este trabajo se enmarca precisamente en esa convergencia: se parte de principios clásicos del análisis fundamental, pero se implementan mediante un enfoque cuantitativo, replicable y escalable, que permite aplicar criterios homogéneos sobre miles de compañías a lo largo del tiempo. El juicio cualitativo no se excluye, pero se relega a fases posteriores del proceso, una vez reducido el universo de análisis.

## 2.3. Indicadores financieros utilizados

### 2.3.1. Piotroski F-Score

El **Piotroski F-Score** es un indicador de calidad financiera desarrollado por Joseph D. Piotroski en el año 2000, con el objetivo de mejorar el rendimiento de estrategias de inversión basadas en el valor. En su estudio, Piotroski aplicó un sistema de puntuación sobre empresas con altos ratios libro/mercado, demostrando que, dentro de ese universo, era posible identificar un subconjunto de compañías financieramente más sólidas y con mejores perspectivas de rendimiento bursátil (Piotroski, 2000).

El F-Score asigna a cada empresa una puntuación entre 0 y 9, basada en nueve criterios que evalúan la rentabilidad, la eficiencia operativa, la liquidez, el apalancamiento y la calidad de los beneficios. Cada criterio cumplido suma un punto; por tanto, una puntuación más alta refleja una situación financiera más favorable. Estos nueve criterios se agrupan en tres bloques principales:

#### 1. Rentabilidad:

- **ROA positivo:** indica que la empresa ha generado beneficios netos durante el ejercicio.

- **Flujo de caja operativo positivo:** muestra que las actividades principales de la empresa generan liquidez.
- **Mejora del ROA respecto al año anterior:** sugiere un aumento de la rentabilidad.
- **Flujo de caja operativo superior al beneficio neto:** refleja una mayor calidad de los beneficios contables.

## 2. Apalancamiento, liquidez y estructura de capital:

- **Reducción del apalancamiento a largo plazo:** implica una mejora en la estructura financiera.
- **Incremento del ratio corriente:** mejora la capacidad de cubrir obligaciones de corto plazo.
- **Ausencia de emisión de nuevas acciones:** evita la dilución de los accionistas existentes.

## 3. Eficiencia operativa:

- **Aumento del margen bruto:** refleja mejora en eficiencia productiva o en el poder de fijación de precios.
- **Incremento en la rotación de activos:** indica una utilización más eficiente de los recursos disponibles.

Las empresas con una puntuación entre 7 y 9 se consideran financieramente fuertes, mientras que aquellas con puntuaciones de 2 o menos suelen mostrar señales de debilidad contable. En su investigación original, Piotroski demostró que una estrategia de inversión basada en comprar acciones con altos F-Scores y evitar (o vender en corto) aquellas con puntuaciones bajas habría generado un rendimiento anual superior al promedio del mercado, con menor exposición al riesgo (Piotroski, 2000).

Debido a su sencillez, transparencia y efectividad, el F-Score ha sido adoptado ampliamente tanto en el ámbito académico como profesional, y ha sido validado en mercados distintos al estadounidense, lo que respalda su carácter generalizable (Akben Selçuk, 2015).

### 2.3.2. Altman Z-Score

El **Altman Z-Score** es un modelo estadístico desarrollado por Edward I. Altman en 1968 con el objetivo de estimar la probabilidad de quiebra de una empresa a partir de sus estados financieros. Utilizando análisis discriminante múltiple, Altman combinó cinco ratios contables para construir una fórmula capaz de clasificar empresas según su nivel de riesgo financiero. Este modelo fue uno de los primeros en cuantificar de forma sistemática la probabilidad de insolvencia, y ha sido ampliamente adoptado tanto en entornos académicos como profesionales (Altman, 1968).

La fórmula original, diseñada para empresas manufactureras cotizadas en Estados Unidos, es la siguiente:

$$Z = 1.2 \times X_1 + 1.4 \times X_2 + 3.3 \times X_3 + 0.6 \times X_4 + 1.0 \times X_5$$

Donde:

- $X_1$  = Capital de trabajo / Activos totales
- $X_2$  = Ganancias retenidas / Activos totales
- $X_3$  = Beneficio antes de intereses e impuestos (EBIT) / Activos totales
- $X_4$  = Valor de mercado del capital / Pasivo total
- $X_5$  = Ventas / Activos totales

Según el valor resultante del Z-Score, las empresas se clasifican en tres zonas:

- $Z > 2.99$ : zona segura, baja probabilidad de quiebra.
- $1.81 < Z < 2.99$ : zona gris, riesgo moderado.
- $Z < 1.81$ : zona de distress, alto riesgo de insolvencia.

En su estudio original, Altman aplicó esta fórmula a una muestra de empresas, la mitad de las cuales había quebrado, obteniendo una tasa de acierto del 95% al predecir quiebras con un año de antelación (Altman, 1968). Posteriormente, el autor propuso adaptaciones del modelo para empresas no manufactureras y compañías privadas (Altman, 2000), ampliando su aplicabilidad.

Numerosos estudios han confirmado la validez del Z-Score en distintos mercados. Por ejemplo, se ha utilizado con éxito para evaluar la salud financiera de empresas en países emergentes como Nigeria y Ghana, así como en sectores más allá de la manufactura

(Babatunde et al., 2017; Opuni-Frimpong, 2019). Estos resultados han reforzado la reputación del modelo como una herramienta útil para evaluar el riesgo crediticio y la estabilidad empresarial.

Sin embargo, investigaciones recientes también han cuestionado su eficacia predictiva en contextos cambiantes o sectores con estructuras de capital muy distintas. Algunos estudios señalan que la tasa de falsos positivos puede ser elevada en ciertos entornos, lo que pone de manifiesto la necesidad de complementar el Z-Score con otras métricas o enfoques analíticos.

### *2.3.3. ROA (Return on Assets)*

El **ROA (Return on Assets)**, o rentabilidad sobre activos, es uno de los indicadores financieros más utilizados para evaluar la eficiencia con la que una empresa utiliza sus activos para generar beneficios. Este ratio mide la rentabilidad neta relativa al total de activos de la empresa, proporcionando una visión general sobre su capacidad para transformar inversión en ingresos.

La fórmula general del ROA es la siguiente:

$$\mathbf{ROA = Beneficio\ neto / Activos\ totales}$$

Este indicador se interpreta como el porcentaje de beneficio que la empresa genera por cada unidad monetaria invertida en activos. Por ejemplo, un ROA del 5% indica que la compañía ha obtenido cinco céntimos de beneficio neto por cada euro de activos.

El ROA es especialmente útil para comparar la rentabilidad entre empresas de sectores diferentes, siempre que se controle por variaciones en el apalancamiento financiero. Una ventaja adicional es que permite detectar estructuras ineficientes de inversión o activos improductivos. Según White, Sondhi y Fried (2003), el ROA “permite a los analistas evaluar si la empresa está utilizando sus recursos de forma productiva para generar beneficios, independientemente de su estructura de financiación” (p. 171).

En el contexto del análisis fundamental, el ROA es una métrica clave para evaluar la calidad de los beneficios. Una empresa con un ROA alto y sostenido en el tiempo suele

reflejar una ventaja competitiva, eficiencia operativa y una asignación efectiva del capital. No obstante, su interpretación debe hacerse con precaución: un ROA alto puede deberse también a una base de activos reducida, especialmente en modelos de negocio intensivos en activos intangibles o externalizados.

Este indicador forma parte de numerosos modelos de scoring financiero, como el Piotroski F-Score (donde se valora que el ROA sea positivo y creciente) o el Altman Z-Score (que lo incorpora como parte de su métrica de rentabilidad sobre activos totales mediante el EBIT).

#### *2.3.4. Margen operativo*

El **margen operativo** es un indicador clave de rentabilidad que mide la eficiencia con la que una empresa gestiona sus operaciones principales. Se calcula como la proporción entre el beneficio operativo (también conocido como EBIT, por sus siglas en inglés) y los ingresos totales, expresado en porcentaje:

$$\text{Margen operativo} = \text{Beneficio operativo} / \text{Ingresos totales}$$

Este ratio refleja la capacidad de una empresa para generar beneficios a partir de sus actividades ordinarias, excluyendo los efectos de la estructura financiera y la carga fiscal. Un margen operativo elevado indica que la empresa es eficiente en el control de sus costes operativos y tiene una mayor capacidad para absorber gastos no operativos, como intereses e impuestos.

La importancia del margen operativo radica en su utilidad para evaluar la salud financiera y la eficiencia operativa de una empresa. A diferencia de otros márgenes, como el margen bruto o el margen neto, el margen operativo proporciona una visión más precisa del rendimiento de las operaciones centrales del negocio, ya que excluye ingresos y gastos no relacionados con la actividad principal.

Es fundamental considerar que los márgenes operativos pueden variar significativamente entre industrias debido a diferencias en estructuras de costes y modelos de negocio. Por

ello, en este trabajo, el margen operativo se utiliza como uno de los criterios para filtrar empresas con eficiencia operativa superior a la media de su industria.

Esta selección se basa en la premisa de que una gestión eficiente de los costes operativos es un indicador de ventajas competitivas sostenibles y de una mayor capacidad para generar valor para los accionistas.

### *2.3.5. Free Cash Flow Yield*

El **Free Cash Flow Yield (FCF Yield)** es un indicador que mide la rentabilidad de una empresa en términos de generación de efectivo en relación con su valor bursátil. Se calcula como el cociente entre el flujo de caja libre (free cash flow) y la capitalización de mercado de la empresa:

$$\text{FCF Yield} = \text{Flujo de caja libre} / \text{Capitalización bursátil}$$

Este ratio permite evaluar qué porcentaje del valor de mercado de la empresa está respaldado por efectivo real generado a través de sus operaciones, una métrica especialmente valiosa para el análisis fundamental. A diferencia de indicadores basados en resultados contables, como el PER, el FCF Yield refleja directamente la capacidad de la empresa para generar efectivo disponible, después de cubrir los gastos operativos y las inversiones necesarias para mantener su actividad.

La utilidad de este indicador es doble. Por un lado, permite comparar la capacidad de generación de caja entre empresas de distintos tamaños o sectores. Por otro, ofrece una medida relativa del atractivo de la valoración de una empresa: cuanto más alto sea el FCF Yield, mayor es la generación de caja libre en proporción al valor de mercado, lo que puede sugerir una infravaloración. Como señala Damodaran (2006), el FCF Yield es una de las formas más directas y menos manipulables de estimar si una empresa está cara o barata, ya que se basa en efectivo real, no en beneficios contables.

En el contexto de este trabajo, el FCF Yield se utiliza tanto de forma absoluta como relativa al sector. La rentabilidad de flujo de caja libre de cada empresa se compara con la mediana de su industria en el mismo año, permitiendo identificar compañías que no

solo generan caja, sino que lo hacen en mayor proporción que sus competidores. Además, se aplica una exigencia de consistencia temporal en el FCF, para descartar valores puntuales o extraordinarios.

### *2.3.6. Valoración por DCF simplificado*

La metodología de valoración utilizada en este trabajo se basa en una versión **simplificada y conservadora** del modelo de descuento de flujos de caja (*Discounted Cash Flow*, DCF). Este modelo parte de la hipótesis de que el valor intrínseco de una empresa corresponde al valor presente del flujo de caja libre (FCF) que puede generar en el futuro. Sin embargo, a diferencia de una valoración DCF tradicional, que requiere proyecciones detalladas, tasas de crecimiento, estructuras de capital y ajustes perpetuos, se opta aquí por una formulación que minimiza la subjetividad y se adapta a un tratamiento sistemático de grandes volúmenes de datos históricos.

En concreto, se estima el valor razonable del capital mediante la siguiente fórmula:

**Valor razonable = (Media móvil de FCF 5 años / tasa de descuento) – deuda neta**

Donde la media de FCF se calcula a partir de una ventana móvil de 60 meses (5 años), la deuda neta corresponde al total de pasivos menos el efectivo disponible, y la tasa de descuento se fija de forma conservadora en un 5%, constante para todas las empresas. Esta simplificación implica que se **asume un crecimiento del flujo de caja igual a cero**, es decir, la empresa se valora como si mantuviera su nivel actual de generación de caja de forma indefinida, sin necesidad de crecimiento futuro para justificar su valor.

Este enfoque de “crecimiento cero” está en línea con las recomendaciones de Damodaran (2006) para contextos donde se prioriza la estabilidad y la prudencia en la estimación del valor. Tal como señala el autor, “un modelo DCF con crecimiento cero puede ofrecer una base útil para la estimación de valores mínimos conservadores, particularmente cuando se quiere evitar el sobreajuste de parámetros poco predecibles” (Damodaran, 2006, p. 122).

A partir del valor estimado, se calcula el “**DCF margin**”, definido como el cociente entre el valor razonable y la capitalización bursátil. Este ratio actúa como una medida de margen de seguridad: valores superiores a 1 sugieren que la empresa podría estar infravalorada según su capacidad de generar caja libre. En este trabajo, se establece como condición que el DCF margin sea igual o superior a 1 para considerar que una empresa cumple el criterio de infravaloración, y se limita su impacto en el score a un máximo de 10 veces para evitar distorsiones provocadas por valores extremos.

El DCF simplificado cumple así una doble función dentro del sistema de filtrado: por un lado, actúa como **umbral excluyente** para identificar empresas cuyo valor estimado no justifica su precio de mercado; por otro, contribuye al cálculo del **score compuesto final**, ponderando su aportación al perfil de calidad-valor de cada compañía.

Este uso estructurado, objetivo y conservador del modelo DCF permite mantener la coherencia del enfoque cuantitativo del trabajo, minimizando los riesgos asociados a la sobreparametrización y reforzando la transparencia del proceso de evaluación.

## 2.4. Comparación sectorial: justificación y métodos

Uno de los principales retos al aplicar análisis fundamental a universos amplios de compañías cotizadas es la heterogeneidad estructural entre sectores. Cada industria presenta características propias en cuanto a márgenes operativos, requerimientos de capital, rotación de activos y ciclos económicos. Por tanto, comparar métricas contables en términos absolutos sin ajustar por la naturaleza sectorial puede llevar a conclusiones erróneas o sesgadas.

Conscientes de este riesgo, en este trabajo se incorpora una normalización sectorial explícita, mediante la comparación de cada empresa con la mediana anual de su industria para tres indicadores clave:

- **ROA (Return on Assets)**
- **Margen operativo**
- **Free Cash Flow Yield (FCF Yield)**

Estos tres ratios han sido seleccionados por su capacidad para captar tres dimensiones fundamentales del desempeño empresarial: rentabilidad, eficiencia operativa y generación de caja libre. La mediana se calcula de forma anual por industria, utilizando la clasificación sectorial provista por FactSet. Esta referencia se utiliza para evaluar el rendimiento relativo de cada empresa, tanto en los filtros como en la construcción del score final.

La elección de la mediana (en lugar de la media) es deliberada y responde a la necesidad de minimizar la distorsión causada por valores atípicos, que son frecuentes en métricas como ROA o FCF Yield, especialmente en empresas en pérdidas, en reestructuración o con comportamientos financieros extremos. La media, al ser sensible a outliers, en particular cuando hay valores muy negativos o muy positivos, podría dar lugar a comparaciones inexactas. La mediana, en cambio, refleja de forma más robusta el comportamiento central de cada sector en un determinado año, y permite realizar comparaciones más estables y representativas.

Más allá de la comparación puntual, se incorpora un criterio de consistencia temporal del exceso relativo, tanto en rentabilidad sobre activos (ROA) como en rentabilidad por flujo

de caja libre (FCF Yield). Concretamente, se exige que la empresa haya superado la mediana de su sector en al menos 9 de los últimos 12 trimestres, y que lo haya hecho de forma consecutiva en los 3 trimestres más recientes.

Esta doble condición busca un equilibrio entre exigencia y flexibilidad: prioriza compañías que demuestran una trayectoria sólida y persistente, sin penalizar de forma excesiva por trimestres aislados con rendimiento ligeramente inferior. Se evita así la selección de empresas con picos excepcionales, favoreciendo perfiles consistentes de calidad relativa dentro de cada industria.

Este requisito se aplica tanto al ROA como al FCF Yield. La lógica detrás de esta exigencia es clara: se busca evitar selecciones basadas en rendimientos puntuales pero no sostenibles, favoreciendo en cambio a compañías que hayan demostrado superioridad prolongada respecto a sus comparables sectoriales.

## 2.5. Introducción al "Factor Investing"

El término **Factor Investing** hace referencia a un enfoque sistemático de inversión basado en la selección de activos en función de características financieras o estadísticas que, históricamente, han mostrado capacidad para explicar diferencias en los rendimientos esperados. A diferencia de la inversión tradicional discrecional, esta metodología permite construir carteras replicables, transparentes y basadas en datos objetivos.

Entre los factores más comunes utilizados por inversores institucionales destacan el **factor valor** (empresas infravaloradas respecto a sus fundamentales), el **factor calidad** (compañías con rentabilidad y solvencia superiores a la media), el **momentum** (acciones con tendencia positiva reciente), y el **tamaño** (preferencia por small caps).

Este trabajo adopta una aproximación alineada con el paradigma del **factor investing**, aunque centrado exclusivamente en factores **fundamentales y de calidad**. A través del filtrado cuantitativo y la evaluación sistemática de métricas como el ROA, el flujo de caja

libre, la solvencia financiera o la valoración relativa, se construye un marco de selección que prioriza compañías con fundamentos sólidos y valoraciones razonables.

Esta forma de inversión se ha convertido en uno de los enfoques predominantes en la gestión de activos cuantitativa. Estudios como los de Fama y French (1992), Novy-Marx (2013) o Asness et al. (2013) han documentado ampliamente cómo ciertos factores pueden generar rendimientos ajustados al riesgo superiores de forma consistente. Al incorporar estos principios en un entorno automatizado, el presente trabajo se sitúa en línea con los estándares actuales de la inversión profesional sistemática.

# FUENTES DE DATOS Y PREPROCESAMIENTO

## 3.1. Descripción del dataset utilizado

El análisis desarrollado en este trabajo se basa en un conjunto de datos financieros recopilado en el archivo `merged_data_final.csv`, el cual contiene un total de 2.822.100 registros mensuales correspondientes a activos financieros cotizados, con información desde el año 2000 en adelante. El dataset fue extraído de una base de datos profesional (FactSet) y, aunque incluye información de una amplia variedad de instrumentos (acciones, ADRs, bonos, fondos, ETFs), en este estudio se ha limitado el universo de análisis exclusivamente a acciones ordinarias (common equities).

El dataset está estructurado en 26 columnas, que recogen tanto información de identificación (`date`, `ticker`, `company_name`, `Industry`) como métricas fundamentales, de rentabilidad y de valoración.

```
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 2822100 entries, 0 to 2822099
Data columns (total 26 columns):
#   Column                                Dtype
---  -
0   date                                  object
1   ison_univ                             bool
2   company_name                          object
3   ticker                                 object
4   Cash and Equiv Generic                 float64
5   Total Current Liabs                    float64
6   Total Assets                           float64
7   Total Liabs                             float64
8   Total L T & S T Debt                   float64
9   Altman Z Score                         float64
10  EBITDA Oper Income                     float64
11  Return on Avg Total Assets              float64
12  Oper Margin                             float64
13  Free Cash Flow                          float64
14  F-Score                                 float64
15  Price / Earns Ratio                     float64
16  Price / Free Cash Flow                  float64
17  Entrpr Value/ EBITDA                   float64
18  Price / Book Value                      float64
19  Net Sales (0)                           float64
20  Net Sales (-2)                          float64
21  Int Exp - Caplzd Int                    float64
22  MktVal Co                               float64
23  Monthly return                          float64
24  Industry                                 object
25  symbol                                  object
dtypes: bool(1), float64(20), object(5)
memory usage: 541.0+ MB
```

Dado el carácter amplio del universo cubierto originalmente, muchas variables presentan una elevada proporción de valores ausentes (NaN). Esto se debe a que el archivo incluye tanto instrumentos financieros para los que ciertas métricas no son relevantes (por

ejemplo, F-Score o flujo de caja libre en fondos o bonos) como registros históricos donde la información aún no estaba disponible. A modo ilustrativo, algunas variables clave presentan los siguientes niveles de datos faltantes:

```

date                                0
ison_univ                           0
company_name                         0
ticker                               0
Cash and Equiv Generic              2125297
Total Current Liabs                 2211003
Total Assets                        2061538
Total Liabs                         2062707
Total L T & S T Debt                2062052
Altman Z Score                      2377066
EBITDA Oper Income                 2133607
Return on Avg Total Assets          2097316
Oper Margin                         2078923
Free Cash Flow                     2075744
F-Score                             2333306
Price / Earns Ratio                 2310739
Price / Free Cash Flow              2356018
Entrpr Value/ EBITDA               2299039
Price / Book Value                  2196495
Net Sales (0)                      2051857
Net Sales (-2)                     2116175
Int Exp - Caplzd Int               2076616
MktVal Co                           1588011
Monthly return                      1931014
Industry                            170663
symbol                              0
dtype: int64

```

La presencia de valores nulos ha requerido una limpieza inicial del dataset, filtrando únicamente aquellas observaciones con información suficiente para los cálculos del modelo. Además, se han eliminado instrumentos no relevantes para el análisis (acciones preferentes, clases alternativas de títulos, etc.), y se ha aplicado un lag de tres meses sobre las métricas fundamentales para simular un uso realista de información conocida con cierto desfase.

### 3.2. Origen de los datos

Los datos utilizados en este trabajo proceden de la plataforma profesional FactSet, uno de los principales proveedores globales de datos financieros, contables y de mercado. FactSet es ampliamente utilizado por bancos de inversión, gestoras de fondos, consultoras y universidades por la fiabilidad, cobertura y profundidad de sus datos. La información extraída está estructurada para permitir análisis histórico y comparativo a nivel mensual, lo que facilita su integración en procesos cuantitativos como el desarrollado en este trabajo.

El archivo original, `merged_data_final.csv`, fue construido a partir de la descarga y consolidación de múltiples paneles de datos de FactSet, integrando métricas fundamentales, de rentabilidad, valoración y riesgo financiero. Aunque la base cubre una amplia gama de instrumentos financieros (acciones ordinarias, acciones preferentes, ETFs, fondos, bonos, ADRs, etc.), el presente análisis se centra exclusivamente en acciones ordinarias de empresas cotizadas. Esto implicó un proceso de depuración inicial, eliminando observaciones no representativas del universo de renta variable tradicional.

La información contenida en el dataset incluye variables como:

- **Datos contables:** activos, pasivos, flujo de caja libre, EBITDA, deuda total, etc.
- **Ratios financieros:** ROA, margen operativo, Altman Z-Score, Piotroski F-Score, entre otros.
- **Ratios de valoración:** PER, P/FCF, EV/EBITDA, P/BV.
- **Datos de mercado:** capitalización bursátil (MktVal Co), rentabilidad mensual (Monthly return) y sector económico (Industry).

Estas métricas no han sido calculadas manualmente, sino que provienen directamente de los campos estandarizados y auditados de FactSet. Su principal ventaja radica en que ya están ajustadas para eventos como splits, fusiones o restatements, lo que garantiza una consistencia temporal y contable muy superior a la que podría obtenerse a partir de bases de datos públicas no curadas.

El uso de una fuente como FactSet permite trabajar con una base de datos de carácter institucional, con estándares de calidad similares a los que emplearían gestores profesionales en entornos reales. Además, su disponibilidad en formato mensual desde el

año 2000 permite una evaluación robusta de la consistencia histórica de las métricas clave, uno de los pilares del enfoque metodológico de este trabajo.

### 3.3. Limpieza y depuración de datos

La calidad y solidez de cualquier análisis cuantitativo dependen, en gran medida, de la integridad del conjunto de datos sobre el que se construye. En este sentido, el presente trabajo ha requerido un proceso exhaustivo de limpieza, filtrado y depuración del dataset original (`merged_data_final.csv`), con el objetivo de garantizar la validez de los resultados y reducir la posibilidad de sesgos derivados de datos incompletos o inconsistentes.

Una vez seleccionadas las variables de interés, se procedió a descartar aquellas observaciones que presentaran valores ausentes (NaN) en alguno de los campos esenciales para el análisis. Si bien esta decisión implica una reducción significativa del número de registros, es una condición necesaria para asegurar la consistencia en los cálculos posteriores y evitar distorsiones generadas por imputaciones arbitrarias.

## 3.4. Transformaciones aplicadas

### 3.4.1. Filtro de acciones comunes

Una de las decisiones clave en la etapa de depuración del universo de análisis ha sido la exclusión sistemática de todos los títulos que no correspondieran a acciones ordinarias (common stock). Esta elección responde tanto a razones de consistencia metodológica como a criterios financieros fundamentales.

```
# --- 2. FILTRAR SOLO ACCIONES COMUNES (sin clases A-D ni preferred) ---
df = df[~df['ticker'].str.contains(r'class\s?[abcd]|preferred', case=False, na=False, regex=True)]
df = df[~df['company_name'].str.contains(r'class\s?[abcd]|preferred', case=False, na=False, regex=True)]
```

El objetivo principal del modelo desarrollado en este trabajo es identificar empresas sólidas y consistentes a través de métricas de análisis fundamental. Para que los resultados obtenidos sean comparables, interpretables y aplicables a decisiones reales de inversión, es necesario trabajar sobre un universo homogéneo en cuanto a la estructura de capital y derechos económicos asociados a cada título. Las acciones ordinarias cumplen precisamente con esta condición.

Por el contrario, el universo original de datos incluía múltiples clases de activos que, si no se filtraran adecuadamente, introducirían heterogeneidad estructural y sesgos en los resultados. Entre los tipos de instrumentos que se han excluido se encuentran:

- **Acciones preferentes:** instrumentos híbridos que, aunque cotizan como equity, tienen características similares a la renta fija (por ejemplo, dividendos fijos, prioridad en liquidación). Estas acciones no reflejan fielmente el desempeño operativo de una empresa, ni tienen la misma sensibilidad al crecimiento o a la rentabilidad sobre activos.
- **Clases alternativas de acciones ordinarias:** muchas compañías emiten varias clases de acciones (A, B, C, D, etc.) con diferentes derechos de voto, liquidez o acceso a dividendos. Aunque pertenecen a la misma entidad emisora, su comportamiento en mercado puede diferir notablemente, al igual que su liquidez o la disponibilidad de datos fundamentales por clase.

- **Vehículos corporativos especiales:** como SPACs, acciones sin operaciones activas, o tickers duplicados con sufijos no estándar.

Estos elementos fueron detectados a través de patrones comunes en los campos ticker y company\_name, y eliminados mediante expresiones regulares que identificaban términos como "Class A", "Preferred", "Series", o combinaciones equivalentes. El objetivo ha sido aislar exclusivamente las acciones comunes estándar, que representan el instrumento más puro y representativo para evaluar el desempeño económico y financiero de una empresa desde la perspectiva de un accionista ordinario.

Además, trabajar únicamente con acciones comunes permite realizar comparaciones más precisas entre compañías y sectores, sin introducir distorsiones debidas a diferencias en estructuras de voto, distribución de beneficios o prioridades legales. También facilita la aplicación homogénea de métricas como ROA, FCF Yield o el cálculo de scores como Piotroski y Altman, que fueron originalmente diseñados para este tipo de instrumentos.

```
# --- 2. FILTRAR SOLO ACCIONES COMUNES ---
df = df[~df['ticker'].str.contains(r'class\s?[abcd]|preferred', case=False, na=False, regex=True)]
df = df[~df['company_name'].str.contains(r'class\s?[abcd]|preferred', case=False, na=False, regex=True)]
```

### 3.4.2. Lag de 3 meses para evitar look-ahead bias

En el diseño de cualquier modelo cuantitativo de inversión que utilice datos fundamentales o contables, es imprescindible considerar el momento en el que dicha información estaría efectivamente disponible para un inversor. Ignorar este factor puede introducir uno de los errores metodológicos más frecuentes y graves en este tipo de estudios: el llamado **look-ahead bias** (sesgo por anticipación).

```
# --- 4. LAG DE 3 MESES ---
lag_cols = [col for col in needed_cols if col not in ['ticker', 'company_name', 'date', 'Industry', 'Monthly return']]
df_lag = df.groupby('ticker')[lag_cols].shift(3)
df_lag.columns = ['lag3_' + col for col in df_lag.columns]
df = pd.concat([df, df_lag], axis=1).dropna()

# --- 5. RATIOS FUNDAMENTALES ---
df['mcap'] = df['lag3_MktVal Co']
df['roa'] = df['lag3_Return on Avg Total Assets']
df['oper_margin'] = df['lag3_Oper Margin']
df['fcf'] = df['lag3_Free Cash Flow']
df['fcf_yield'] = df['fcf'] / df['mcap']
df['z_score'] = df['lag3_Altman Z Score']
df['f_score'] = df['lag3_F-Score']
df['debt'] = df['lag3_Total Liabs']
df['cash'] = df['lag3_Cash and Equip Generic']
df['year'] = df['date'].dt.year
```

Este sesgo ocurre cuando se utilizan en los cálculos datos que, en la práctica, aún no habrían sido publicados o accesibles en el momento de tomar una decisión de inversión. Por ejemplo, calcular un ratio como el ROA de diciembre utilizando los estados financieros cerrados en ese mismo mes ignora el hecho de que dichos informes suelen publicarse semanas o incluso meses después del cierre del trimestre. Utilizar esa información "antes de tiempo" conduce a resultados artificialmente optimistas y **sobreestima la eficacia del modelo**.

Para evitar este problema, en este trabajo se ha implementado de forma sistemática un **lag informacional de tres meses**. Es decir, para cada observación mensual se utilizan únicamente los datos fundamentales disponibles tres meses antes. Esta lógica aplica a todas las métricas financieras clave: rentabilidad, solvencia, flujo de caja libre, márgenes operativos y scores compuestos.

Desde el punto de vista técnico, este desfase se implementa mediante una función  $\text{shift}(3)$  agrupada por empresa (ticker). De este modo, se asegura que los ratios utilizados en el mes  $t$  son efectivamente los correspondientes al mes  $t-3$ , y por tanto reflejan únicamente la información que un analista habría tenido de forma realista en ese momento del tiempo.

Este ajuste, aunque puede parecer conservador, responde a prácticas comunes en entornos profesionales, donde los gestores de activos trabajan con calendarios contables conocidos y plazos reales de publicación.

### *3.4.3. Cálculo de variables derivadas*

El presente trabajo no se limita a utilizar las métricas proporcionadas por el proveedor de datos, sino que construye un conjunto de **variables derivadas clave** a partir de los datos contables y financieros brutos disponibles. Estas transformaciones no son meramente técnicas, sino conceptualmente necesarias para capturar de manera más precisa el comportamiento económico subyacente de las compañías analizadas y permitir una evaluación homogénea y comparativa dentro de un universo de miles de empresas.

Estas variables derivadas cumplen varias funciones esenciales dentro del modelo:

- Traducen magnitudes absolutas en ratios normalizados, ajustados por tamaño o capitalización.
- Permiten una interpretación más directa desde el punto de vista inversor (por ejemplo, cuántos dólares de caja libre genera la empresa por cada dólar invertido).
- Facilitan la aplicación de reglas automatizadas, como filtros cuantitativos o rankings compuestos.

A continuación, se describen las principales variables construidas a partir de los datos brutos del dataset:

### 1. Rendimiento de flujo de caja libre (fcf\_yield)

Este ratio no viene precalculado y se construye como:

$$\text{FCF Yield} = \frac{\text{Flujo de Caja Libre (lag)}}{\text{Capitalización bursátil (lag)}}$$

Permite evaluar si el mercado está reconociendo adecuadamente la capacidad de generación de caja de la empresa. Es un indicador directo de valor relativo y se compara también con la mediana sectorial.

```
df['fcf'] = df['lag3_Free Cash Flow']
df['fcf_yield'] = df['fcf'] / df['mcap']
```

### 2. FCF medio de cinco años

Se aplica una media móvil de 60 observaciones mensuales (5 años), con al menos 24 periodos válidos, para calcular la media histórica del flujo de caja libre. Este valor suaviza la volatilidad anual y capta mejor la capacidad estructural de generación de efectivo.

```
# --- 8. FCF promedio 5 años ---
df['fcf_mean_5y'] = df.groupby('ticker')['fcf'].transform(
    lambda x: x.rolling(window=60, min_periods=24).mean()
)
```

### 3. Valor razonable por DCF simplificado

Asumiendo un crecimiento nulo y una tasa de descuento conservadora del 5%, se estima un valor teórico del equity:

$$\text{DCF\_equity\_value} = \frac{\text{FCF medio 5 años}}{r} - \text{Deuda} + \text{Caja}$$

Este enfoque evita suposiciones subjetivas de crecimiento y permite una comparación sistemática entre empresas.

```
# --- 9. VALORACIÓN CONSERVADORA ---
df['dcf_conservative'] = df['fcf_mean_5y'] / R_DISCOUNT
df['dcf_equity_value'] = df['dcf_conservative'] - df['debt'] + df['cash']
df['dcf_margin'] = df['dcf_equity_value'] / df['mcap']
df['dcf_margin'] = df['dcf_margin'].clip(upper=10)
df['dcf_undervalued'] = df['dcf_margin'] >= 1.0
```

#### 4. Margen de seguridad relativo (dcf\_margin)

Calculado como el cociente entre el valor estimado del equity y la capitalización bursátil.

Es una medida conservadora del potencial infravaloración:

$$\text{DCF Margin} = \frac{\text{Valor razonable}}{\text{Valor de mercado}}$$

Se emplea tanto como filtro (requiere que sea  $\geq 1$ ) como componente del score final.

```
# --- 9. VALORACIÓN CONSERVADORA ---
df['dcf_conservative'] = df['fcf_mean_5y'] / R_DISCOUNT
df['dcf_equity_value'] = df['dcf_conservative'] - df['debt'] + df['cash']
df['dcf_margin'] = df['dcf_equity_value'] / df['mcap']
df['dcf_margin'] = df['dcf_margin'].clip(upper=10)
df['dcf_undervalued'] = df['dcf_margin'] >= 1.0
```

#### 3.4.4. Rolling windows para consistencia y medias móviles

Uno de los pilares metodológicos del presente trabajo es la evaluación de la **consistencia temporal** en el comportamiento financiero de las empresas. Para ello, se hace uso de **ventanas móviles (rolling windows)**, una técnica ampliamente adoptada en el análisis cuantitativo por su capacidad para capturar patrones de comportamiento sostenidos a lo largo del tiempo.

El uso de rolling windows permite **suavizar la volatilidad de los datos contables** trimestrales, evitar conclusiones basadas en observaciones puntuales, y garantizar que las métricas utilizadas reflejan una trayectoria estructural, no simplemente un rendimiento aislado.

### a) Consistencia financiera absoluta (12 de 12 trimestres positivos)

Para asegurar que las compañías seleccionadas mantienen una trayectoria sólida, se exige que tres métricas clave , **ROA, margen operativo y flujo de caja libre (FCF)**, hayan presentado valores **positivos durante los últimos 12 trimestres consecutivos**. Esta condición implica una consistencia total, sin excepciones, durante un periodo equivalente a tres años completos.

La implementación técnica de esta condición se realiza mediante una función booleana que evalúa, para cada empresa, si el indicador ha sido estrictamente mayor que cero en una ventana móvil de 12 trimestres:

```
# --- 6. CONSISTENCIA ABSOLUTA: 12 de los últimos 12 trimestres positivos ---
def ratio_consistent(x):
    return (x > 0).rolling(12, min_periods=12).sum() >= 12

df['roa_consistent'] = df.groupby('ticker')['roa'].transform(ratio_consistent)
df['margin_consistent'] = df.groupby('ticker')['oper_margin'].transform(ratio_consistent)
df['fcf_consistent'] = df.groupby('ticker')['fcf'].transform(ratio_consistent)
```

Este tipo de evaluación permite identificar aquellas empresas cuya rentabilidad y generación de caja no solo son positivas, sino también estables y recurrentes. La consistencia en el tiempo es interpretada como señal de calidad estructural.

### b) Consistencia relativa frente a la industria (9 de 12 trimestres, con los 3 más recientes)

En términos relativos, se evalúa si las empresas han superado la mediana de su sector en dos indicadores clave: ROA y FCF Yield. Sin embargo, en este caso no se exige perfección absoluta (12 de 12), sino una trayectoria mayoritariamente superior, complementada con una racha positiva reciente.

Concretamente, se exige que:

- El valor del indicador supere la mediana sectorial en al menos 9 de los últimos 12 trimestres (es decir el 75%).
- Y que dicha condición se cumpla también en los 3 trimestres más recientes.

Esta lógica busca un equilibrio entre **exigencia y flexibilidad**. Se priorizan empresas que se comportan de forma consistentemente mejor que sus comparables, pero se admite algún trimestre puntual ligeramente por debajo de la mediana sin descartar

automáticamente la compañía. Esto evita la penalización excesiva por oscilaciones menores, que son comunes incluso en firmas líderes.

La implementación se realiza con una función específica:

```
# --- 11. CONSISTENCIA DE EXCESO SOBRE INDUSTRIA (ROA y FCF Yield) ---
def consistent_excess_over_industry(metric, metric_ind, group, min_count=9, recent_count=3):
    excess = group[metric] > group[metric_ind] * (ROA_EXCESS if 'roa' in metric else FCF_YIELD_EXCESS)
    excess_rolling = excess.rolling(12, min_periods=12).sum() >= min_count
    recent_excess = excess.rolling(recent_count, min_periods=recent_count).sum() == recent_count
    return excess_rolling & recent_excess

df['roa_excess_consistent'] = df.groupby('ticker', group_keys=False).apply(
    lambda g: consistent_excess_over_industry('roa', 'roa_ind', g)
)

df['fcf_excess_consistent'] = df.groupby('ticker', group_keys=False).apply(
    lambda g: consistent_excess_over_industry('fcf_yield', 'fcf_yield_ind', g)
)
```

Este enfoque de doble validación (absoluta y relativa) permite construir un filtro de calidad especialmente robusto: se seleccionan empresas que no solo presentan métricas positivas sostenidas, sino que lideran sistemáticamente su industria, lo que constituye una señal de ventaja competitiva y solidez estructural.

### 3.4.5. Cálculo del score compuesto

Con el objetivo de priorizar aquellas empresas que no solo cumplen con los filtros fundamentales establecidos, sino que destacan dentro del subconjunto elegible, se ha desarrollado un **índice de puntuación compuesto (score)**. Este score resume el perfil financiero de cada compañía integrando cuatro dimensiones clave de calidad, solvencia, rentabilidad relativa y valoración conservadora.

La fórmula del score ponderado es la siguiente:

$$\text{Score} = \underbrace{\left(\frac{\text{F-Score}}{9}\right) \times 0.30}_{\text{Fortaleza financiera}} + \underbrace{\left(\frac{\text{Z-Score}}{8}\right) \times 0.20}_{\text{Solvencia}} + \underbrace{\left(\frac{\text{FCF Yield}}{\text{FCF Yield sectorial}}\right)_{[0,3]} \times 0.20}_{\text{Rentabilidad relativa}} + \underbrace{\left(\frac{\text{DCF margin}}{10}\right) \times 0.30}_{\text{Valoración conservadora}}$$

Desglose de componentes:

- **F-Score:** evalúa la fortaleza contable en nueve dimensiones. Se normaliza entre 0 y 1 dividiendo por el máximo posible (9 puntos) y representa el 30% del score final.

- **Altman Z-Score:** mide la probabilidad de insolvencia. Se normaliza con un divisor de 8, y pondera un 20%. Este peso moderado refleja su importancia como umbral de riesgo, más que como motor de rentabilidad.
- **FCF Yield relativo:** se calcula como la ratio entre el rendimiento de flujo de caja libre de la empresa y la mediana de su sector. Se limita entre 0 y 3 para evitar distorsiones por valores extremos. Representa otro 20% del score y permite capturar ventajas comparativas en generación de caja.
- **DCF margin:** mide cuánto valor estimado (por flujo de caja) tiene la empresa respecto a su capitalización bursátil. También se recorta (clip) a un máximo de 10, y aporta el 30% del score. Este componente identifica potencial infravaloración desde una óptica conservadora.

Este enfoque busca equilibrio entre distintas dimensiones financieras, evitando una dependencia excesiva de métricas puntuales o sensibles al ruido contable. A través de su diseño ponderado, el score otorga mayor peso a la fortaleza fundamental y al margen de seguridad estimado, pero sin dejar de lado la solvencia ni la ventaja relativa en términos de generación de caja.

### Implementación técnica:

En el código, esta lógica se implementa en el paso 10 mediante la siguiente línea:

```
# --- 10. SCORE COMBINADO ---
df['score'] = (
    (df['f_score'] / 9) * 0.3 +
    (df['z_score'] / 8) * 0.2 +
    ((df['fcf_yield'] / df['fcf_yield_ind']).clip(0, 3)) * 0.2 +
    (df['dcf_margin'] / 10) * 0.3
)
```

El resultado de esta fórmula es un valor continuo, generalmente entre 0 y 1.5, que permite ordenar a las compañías de forma comparativa y establecer un ranking para cada año. Este score no se utiliza como filtro excluyente, sino como herramienta de priorización dentro del universo de empresas que superan todos los criterios fundamentales previos.

```
■ Empresas seleccionadas:
   company_name ticker  f_score  z_score  dcf_margin  entry_mcap  score
Wipro Limited Sponsored ADR WIT-US      7.0  8.98362    1.447090   17260.00  0.908786
LyondellBasell Industries NV LYB-US      8.0  4.68122    1.568854   39909.60  0.841829
Williams-Sonoma, Inc. WSM-US      7.0  5.32501    1.001951    4351.85  0.676881
```

### 3.4.6. Criterios de filtro final y su justificación

Una vez calculadas las métricas fundamentales, los indicadores de consistencia y el score compuesto, se aplica un filtro final que tiene como objetivo seleccionar exclusivamente aquellas empresas que superan simultáneamente todos los umbrales de calidad establecidos. Esta etapa representa la fase más restrictiva del modelo, en la que solo sobreviven compañías financieramente sólidas, consistentes en el tiempo y con una valoración razonable.

#### Condiciones aplicadas

El filtrado se realiza aplicando una serie de condiciones booleanas que actúan de manera conjunta, descartando cualquier empresa que no cumpla **todos** los criterios. Las condiciones son las siguientes:

1. **F-Score mínimo:** Se requiere que el Piotroski F-Score sea al menos 7 sobre 9. Esto garantiza que la empresa cumple la mayoría de los indicadores clave de rentabilidad, eficiencia, liquidez y calidad de beneficios.
2. **Altman Z-Score elevado:** El Z-Score debe ser superior a 4, indicando una situación financiera muy sólida y bajo riesgo de insolvencia. Este umbral se ha establecido de forma conservadora para excluir cualquier empresa que presente señales de distress financiero.
3. **Superación relativa en ROA:** La empresa debe haber superado la mediana de su industria en ROA en al menos 9 de los últimos 12 trimestres, incluyendo los tres más recientes. Esto asegura un desempeño superior de forma sostenida.
4. **Superación relativa en FCF Yield:** Se exige una consistencia similar en el FCF Yield. La compañía debe haber generado más flujo de caja libre en proporción a su valoración de mercado que la media de su industria durante la mayoría del periodo evaluado.
5. **Margen operativo superior a la industria:** Aunque no se aplica rolling window en este caso, se exige que el margen operativo sea al menos igual (o superior, dependiendo de MARGIN\_EXCESS) al de la mediana sectorial. Esta condición actúa como filtro complementario de eficiencia operativa.

6. **Valoración infravalorada (DCF margin  $\geq 1$ ):** El valor razonable estimado mediante el modelo conservador de DCF debe ser igual o superior a la capitalización bursátil de la empresa. Esto introduce una capa de prudencia, asegurando que la empresa no esté sobrevalorada según su generación de caja histórica.
7. **Capitalización mínima:** Se excluyen las empresas con una capitalización bursátil inferior a 2.000 millones. Esta condición busca evitar microcaps o compañías muy ilíquidas, cuyos precios pueden estar más sujetos a manipulaciones o ineficiencias de mercado.
8. **Consistencia absoluta en ROA, margen operativo y FCF:** Se exige que las tres métricas hayan sido positivas en 12 de los últimos 12 trimestres. Esta condición elimina empresas con resultados volátiles o con dependencias excesivas de trimestres puntuales.

Este filtro múltiple está diseñado para asegurar que las compañías seleccionadas cumplan simultáneamente criterios de:

- **Fortaleza financiera** (Z-Score alto)
- **Calidad contable** (F-Score elevado)
- **Rentabilidad sostenida** (ROA y FCF consistentes)
- **Eficiencia operativa** (margen superior)
- **Valuación razonable** (DCF margin  $\geq 1$ )
- **Tamaño y liquidez adecuados** (mínimo de capitalización. Aunque personalizable, he querido evitar small y mid caps, tratando de centrarnos en las de un tamaño razonable).

Desde una perspectiva metodológica, este enfoque responde al principio de **intersección de filtros**: solo aquellas empresas que cumplen de forma simultánea todos los criterios, y no solo algunos, forman parte del conjunto final. Esto reduce el riesgo de incluir valores que presenten una fortaleza aparente en un aspecto, pero debilidad estructural en otro.

```
# --- CONFIGURACIÓN PERSONALIZABLE ---
R_DISCOUNT = 0.05           # Tasa de descuento
MIN_MARKET_CAP = 2000        # Capitalización mínima
ENTRY_SCORE = 7              # Puntaje mínimo de entrada
ROA_EXCESS = 1.1             # ROA mínimo relativo a industria
MARGIN_EXCESS = 1.0         # Margen operativo relativo a industria
FCF_YIELD_EXCESS = 1.1      # FCF yield mínimo relativo a industria
```

```
# --- 13. FILTRO FINAL ---
filtered = df[
    (df['f_score'] >= ENTRY_SCORE) &
    (df['z_score'] > 4.0) &
    (df['roa_excess_consistent']) &
    (df['oper_margin'] > df['oper_margin_ind'] * MARGIN_EXCESS) &
    (df['fcf_excess_consistent']) &
    (df['dcf_undervalued']) &
    (df['mcap'] > MIN_MARKET_CAP) &
    (df['roa_consistent']) &
    (df['margin_consistent']) &
    (df['fcf_consistent'])
].copy()
```

# ANÁLISIS DE RESULTADOS

## 4.1. Cálculo de rentabilidades

Las rentabilidades presentadas para las empresas seleccionadas corresponden a **rentabilidades totales acumuladas** en distintos horizontes temporales: 12, 24, 36 y 48 meses. Esto implica que se ha tenido en cuenta no solo el aumento en el precio de la acción, sino también los **dividendos pagados**, ya que el retorno mensual utilizado en el análisis incluye el **total return** proporcionado por FactSet.

Para calcular estas rentabilidades acumuladas, se ha transformado cada rentabilidad mensual  $r$  en un factor de crecimiento multiplicativo mediante la fórmula:

$$1 + r$$

A partir de ahí, para cada empresa y cada mes, se calcula la rentabilidad acumulada hacia adelante multiplicando los factores mensuales durante el periodo considerado. Por ejemplo, para 12 meses:

$$\text{Rentabilidad 12m} = (1 + r_t) \times (1 + r_{t+1}) \times \dots \times (1 + r_{t+11})$$

Este procedimiento se repite para ventanas móviles de 12, 24, 36 y 48 meses, generando una medida del crecimiento total que habría experimentado un inversor si hubiera comprado la acción en el mes  $t$  y mantenido la inversión durante ese horizonte temporal. La implementación técnica en Python se realiza mediante una media móvil multiplicativa sobre los factores mensuales, seguida de un desplazamiento (shift) para que el valor quede alineado con el mes inicial de inversión:

```
# --- 12. RENTABILIDADES FUTURAS ---
df['Monthly return'] = df['Monthly return'] / 100
df['1m_plus'] = 1 + df['Monthly return']
for m in [12, 24, 36, 48]:
    df[f'cumprod_{m}'] = df.groupby('ticker')['1m_plus'].transform(
        lambda x: x.rolling(window=m, min_periods=m).apply(np.prod, raw=True).shift(-(m - 1))
    )
```

El resultado final permite evaluar si las compañías que superaron los filtros fundamentales y de consistencia definidos en el modelo presentaron, efectivamente, un

rendimiento superior en los años siguientes a su selección, validando así la eficacia del proceso cuantitativo propuesto.

```
# --- 15. MOSTRAR RESULTADOS ---
for year in sorted(filtered['year'].unique()):
    df_year = filtered[filtered['year'] == year].sort_values(['score'], ascending=False).drop_duplicates('ticker')

    if df_year.empty:
        continue

    print(f"\n=====")
    print(f"📅 AÑO: {year} - EMPRESAS EXCEPCIONALES Y CONSISTENTES")
    print("=====\n")

    print("📋 Empresas seleccionadas:")
    print(df_year[['company_name', 'ticker', 'signal_date', 'f_score', 'z_score', 'dcf_margin', 'entry_mcap', 'score']].to_string(index=False))

    for m in [12, 24, 36, 48]:
        print(f"\n📈 Rentabilidad a {m} meses:")
        r = df_year[['company_name', f'cumprod_{m}']].dropna()
        r = r.groupby('company_name')[f'cumprod_{m}'].mean().sort_values(ascending=False)
        print(r.to_string())

    for m in [12, 24, 36, 48]:
        r = df_year[f'cumprod_{m}'].dropna()
        if not r.empty:
            mean_r = r.mean()
            print(f"\n✅ Media {m} en {year}: {mean_r:.2f}x + {100*(mean_r-1):.2f}%")
```

## 4.2. Resumen de resultados

Los resultados individuales se presentarán en el Anexo, ya que entiendo que la cantidad de datos es masiva, y la información es abundante. Este anexo estará organizado por años, y se podrá observar la fecha de la señal, las compañías elegidas y su rentabilidad histórica. Así mismo, habrá un enlace, para el análisis individual de cada una de las 169 compañías seleccionadas. Se muestra un ejemplo del año 2013 como ejemplo:

```
=====
17 AÑO: 2013 - EMPRESAS EXCEPCIONALES Y CONSISTENTES
=====
```

### Empresas seleccionadas:

company_name	ticker	signal_date	f_score	z_score	dcf_margin	entry_mcap	score
Giant Interactive Group, Inc. Sponsored ADR	GA-US	2013-08-30	8.0	6.92311	1.616401	2025.27	1.088236
American Eagle Outfitters, Inc.	AE0-US	2013-12-31	8.0	8.88541	1.705112	2696.26	1.074652
CF Industries Holdings, Inc.	CF-US	2013-09-30	8.0	4.13674	1.806083	10167.90	1.024268
Western Refining, Inc.	WNR-US	2013-11-29	8.0	6.70232	1.332355	2357.78	0.952940
Total System Services, Inc.	TSS-US	2013-03-29	8.0	7.24081	1.663893	4002.07	0.905829
Coach Inc.	TPR-US	2013-05-31	8.0	12.39250	1.179576	13570.30	0.883497
Broadridge Financial Solutions, Inc.	BR-US	2013-09-30	8.0	4.07897	1.974390	3222.16	0.825214
Oracle Corporation	ORCL-US	2013-09-30	7.0	4.46940	1.326229	142212.00	0.780718
Gap, Inc.	GAP-US	2013-06-28	8.0	7.72207	1.082450	16471.90	0.767664
Chunghwa Telecom Co., Ltd Sponsored ADR	CHT-US	2013-01-31	8.0	7.76712	1.593813	24324.60	0.742202
Bristol-Myers Squibb Company	BMJ-US	2013-02-28	8.0	5.08728	1.103450	53862.00	0.729799
NVR, Inc.	NVR-US	2013-11-29	7.0	6.84010	1.811048	3965.82	0.458667

### Rentabilidad a 12 meses:

company_name	score
Broadridge Financial Solutions, Inc.	1.447173
Western Refining, Inc.	1.424015
NVR, Inc.	1.342582
Bristol-Myers Squibb Company	1.342214
CF Industries Holdings, Inc.	1.341864
Oracle Corporation	1.341124
Total System Services, Inc.	1.247831
Gap, Inc.	1.045325
Chunghwa Telecom Co., Ltd Sponsored ADR	0.981474
American Eagle Outfitters, Inc.	0.906121
Coach Inc.	0.755416

### Rentabilidad a 24 meses:

company_name	score
Broadridge Financial Solutions, Inc.	1.846086
NVR, Inc.	1.772848
Total System Services, Inc.	1.754404
Bristol-Myers Squibb Company	1.728853
CF Industries Holdings, Inc.	1.454830
Western Refining, Inc.	1.400193
Oracle Corporation	1.136962
American Eagle Outfitters, Inc.	1.002332
Gap, Inc.	0.975880
Chunghwa Telecom Co., Ltd Sponsored ADR	0.958969
Coach Inc.	0.680913

Rentabilidad a 36 meses:	
company_name	
Broadridge Financial Solutions, Inc.	2.446084
Total System Services, Inc.	1.905322
Bristol-Myers Squibb Company	1.678312
NVR, Inc.	1.618296
Oracle Corporation	1.275505
American Eagle Outfitters, Inc.	1.113140
Chunghwa Telecom Co., Ltd Sponsored ADR	1.024677
Western Refining, Inc.	0.985997
Coach Inc.	0.755040
CF Industries Holdings, Inc.	0.637034
Gap, Inc.	0.453132

Rentabilidad a 48 meses:	
company_name	
NVR, Inc.	3.657631
Broadridge Financial Solutions, Inc.	2.845353
Total System Services, Inc.	2.479353
Oracle Corporation	1.580510
Bristol-Myers Squibb Company	1.380917
Chunghwa Telecom Co., Ltd Sponsored ADR	1.104594
American Eagle Outfitters, Inc.	1.096884
Coach Inc.	0.820393
CF Industries Holdings, Inc.	0.650560
Gap, Inc.	0.614484

✓ Media 12m en 2013: 1.20x → 19.77%

✓ Media 24m en 2013: 1.34x → 33.75%

✓ Media 36m en 2013: 1.26x → 26.30%

✓ Media 48m en 2013: 1.62x → 62.31%

Dado que nuestro filtro se ha aplicado exclusivamente a compañías que cotizan en Estados Unidos y que presentan una capitalización bursátil superior a los 2.000 millones de dólares, el índice más adecuado para realizar una comparación es el S&P 500 Total Return. Este índice refleja de forma más completa la evolución del mercado estadounidense, al incluir tanto la revalorización de los precios como los dividendos reinvertidos.

Es importante subrayar que el **filtro utilizado en este estudio no pretende ser un sistema cerrado ni definitivo**. Se trata de una herramienta cuantitativa diseñada para seleccionar empresas con fundamentos sólidos, pero su aplicación práctica requiere necesariamente un análisis cualitativo adicional por parte del inversor. La metodología utilizada ha estimado rentabilidades acumuladas en ventanas de 12 hasta 48 meses, si bien **en esta sección solo se mostrarán los resultados a 12 meses para facilitar la comparativa directa con el índice**.

Cabe destacar también que en muchos casos las compañías seleccionadas mostraron un mejor comportamiento en el largo plazo, o fueron objeto de adquisiciones que no quedan reflejadas en el análisis de rentabilidad a un año. Por ello, los resultados deben interpretarse como una referencia inicial, no como una conclusión cerrada.

## Tabla Resumen de Resultados

Concepto	Valor absoluto	Porcentaje (%)
Total de compañías analizadas	169	—
Rentabilidad positiva (> 0%)	126	74.56%
Rentabilidad negativa (< 0%)	43	25.44%

### Dentro de las 126 compañías con **Rentabilidad Positiva:**

Rango de rentabilidad	Número de compañías	Porcentaje
Entre 0% y +10%	21	12.43%
Entre +10% y +20%	27	15.98%
Entre +20% y +30%	18	10.65%
+30% o más	60	35.50%

### Dentro de las 43 compañías con **Rentabilidad Negativa:**

Rango de caída	Número de compañías	Porcentaje
Entre 0% y -10%	20	11.83%
Entre -10% y -20%	10	5.92%
Entre -20% y -30%	5	2.96%
-30% o más	8	4.73%

La conclusión fundamental que podemos sacar es muy poderosa. Aproximadamente el **75% (74,56%) de las 169 compañías** que muestra el filtro, es decir, **126, tienen rentabilidad positiva**. Pero aún más increíble es que **de las 169 compañías elegidas, 60 de ellas, el 35,5%, superaron el 30% de rentabilidad anual**, siendo la categoría que más se repite una vez que la rentabilidad es positiva.

Por el contrario, **solamente 43 compañías tuvieron rentabilidad negativa (25,44%)**. Siendo una **caída entre el 0% y -10%**, la categoría con más valores dentro de la **rentabilidad negativa**. Es decir, **cuando perdemos, tendemos a perder poco**.

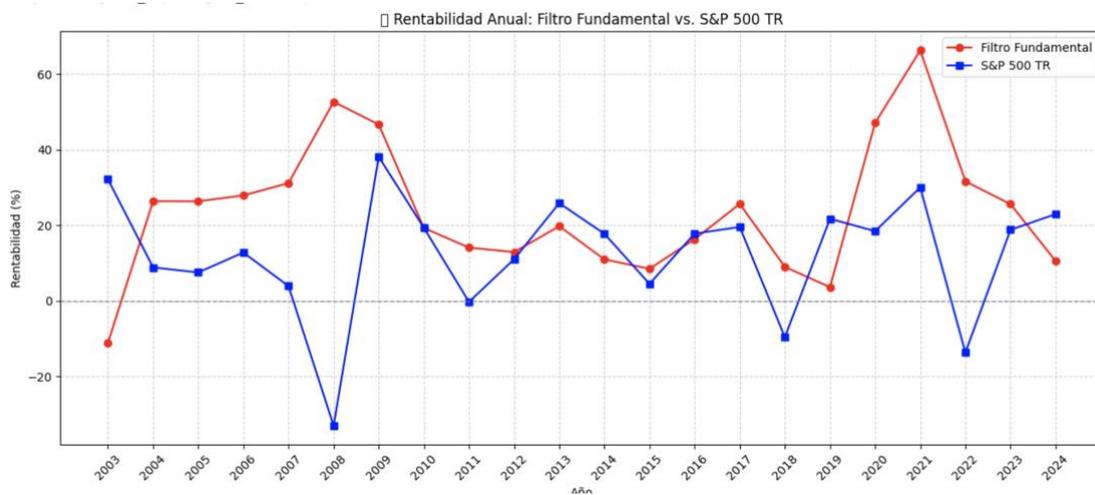
Solamente **8 de las 169 compañías** tuvieron pérdidas superiores al **-30%**. Ninguna compañía de las 169 quebró.

La rentabilidad media de las acciones seleccionadas, sin tener en cuenta los años, simplemente rentabilidad total entre el número de compañías es de **23,16%**.

$$\sum_{i=1}^{169} R_i = 208.14 \quad \text{Rentabilidad media (en múltiplos)} = \frac{208.14}{169} = 1.2316 \quad (1.2316 - 1) \times 100 = 23.16\%$$

Teniendo en cuenta, que este trabajo no ha nacido como un filtro definitivo, sino como una herramienta para filtrar y encontrar grandes oportunidades, los resultados son altamente prometedores y válidos.

### Comparación con el S&P500 por año y en total



 Rentabilidad media del Filtro Fundamental: 23.70%  
 Rentabilidad media del S&P 500 TR: 12.49%

Rentabilidad comparativa por año:		
Año	Filtro Fundamental (%)	S&P 500 TR (%)
2003	-11.07	32.15
2004	26.38	8.88
2005	26.35	7.53
2006	27.90	12.81
2007	31.16	3.92
2008	52.65	-32.98
2009	46.64	38.10
2010	19.30	19.36
2011	14.11	-0.25
2012	12.92	11.03
2013	19.77	25.87
2014	10.98	17.76
2015	8.51	4.52
2016	16.33	17.81
2017	25.66	19.56
2018	9.02	-9.56
2019	3.64	21.73
2020	47.07	18.45
2021	66.27	30.02
2022	31.64	-13.64
2023	25.59	18.82
2024	10.56	22.95

A lo largo del periodo analizado (2003–2024), el Filtro Fundamental propuesto ha obtenido una rentabilidad media anual del 23.70%, frente al 12.49% registrado por el S&P 500 Total Return. Este diferencial de más de 11 puntos porcentuales refleja el potencial de una estrategia basada en la selección de compañías con sólidos fundamentales, cuando se aplica con disciplina y criterio.

Verdaderamente **el filtro nos ayuda a tomar buenas decisiones de manera consistente en el tiempo**. Los resultados son espectaculares, **situando al modelo con una rentabilidad histórica al nivel de los mejores, siendo algo no definitivo, es decir, con un análisis cualitativo de dichas propuestas, se podría mejorar más aún el resultado.**

### 4.3. Indicador cíclico

Aunque el modelo propuesto se centra exclusivamente en criterios fundamentales para la selección de acciones, considero relevante incorporar en este trabajo la mención de un **indicador cíclico externo**, que, si bien no ha sido utilizado en el proceso de filtrado ni en la toma de decisiones del modelo, puede servir como herramienta complementaria para gestores o analistas.

Este indicador no pretende alterar la lógica interna del sistema, sino **actuar como señal de contexto macroeconómico**, especialmente útil en la detección de fases de desaceleración severa o crisis sistémicas. Su función es ofrecer una referencia adicional

que, sin interferir en la mecánica del modelo, **ayude a los usuarios a interpretar sus resultados con mayor cautela en determinados entornos de mercado.**

Dado que incluso las carteras con alta calidad fundamental pueden verse afectadas negativamente en el corto plazo durante periodos de fuerte contracción económica, disponer de una alerta cíclica puede aportar valor para modular la exposición, revisar riesgos o reforzar la toma de decisiones de forma más informada.

### **Indicador Cíclico de la Economía (Cyclical\_Indicator) – The Conference Board:**

El Indicador Cíclico de la Economía de Estados Unidos, identificado con el código *aUSBCYLI6S* en Refinitiv, se ha obtenido del campo VALUE y representa una medida compuesta de la actividad económica futura. Este indicador es ampliamente utilizado para anticipar cambios en el ciclo económico y evaluar la salud general de la economía.

El indicador está compuesto por diez variables clave ponderadas por peso que han demostrado ser predictores eficaces de la actividad económica en EE.UU.:

1. **Promedio de horas semanales en manufactura:** Refleja la demanda de producción y la actividad del sector industrial.
2. **Promedio semanal de solicitudes iniciales de seguro de desempleo:** Un aumento en las solicitudes indica una desaceleración económica.
3. **Nuevos pedidos de manufactura para bienes de consumo y materiales:** Mide la demanda de productos manufacturados, clave para evaluar el consumo.
4. **Índice ISM® de nuevos pedidos:** Un indicador de la confianza y actividad en el sector manufacturero.
5. **Nuevos pedidos de manufactura para bienes de capital no relacionados con la defensa (excluyendo aeronaves):** Evalúa la inversión en bienes de producción.
6. **Permisos de construcción para viviendas privadas:** Indicador clave del sector inmobiliario y la inversión en construcción.
7. **Índice S&P 500® de precios de acciones:** Un barómetro del mercado financiero y la confianza de los inversionistas.
8. **Índice Líder de Crédito (Leading Credit Index™):** Mide las condiciones crediticias y su impacto en la economía.

9. **Diferencial de tasas de interés (rendimiento de bonos del Tesoro a 10 años menos la tasa de los fondos federales):** Un predictor de recesiones y expectativas de crecimiento.
10. **Promedio de expectativas de los consumidores sobre las condiciones económicas futuras:** Refleja la percepción del público sobre la economía y su impacto en el gasto.

Este indicador, según The Conference Board, es un Leading Indicator que ha funcionado históricamente como se muestra en el siguiente gráfico:



Por mi parte, y viendo la posible capacidad de predicción, he decidido probarlo históricamente por mi cuenta frente al índice de referencia históricamente en Estados Unidos, el S&P500.

```

from google.colab import files
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt

# Cargar el archivo CSV en un DataFrame
df = pd.read_csv("indicador_ciclico_sp500.csv", index_col=0, parse_dates=True)
# ANALIZAR VALORES NULOS Y ESTADÍSTICAS GENERALES
# Verificar valores nulos
print("\n Valores nulos en el dataset:")
print(df.isnull().sum())

# Rellenar valores nulos con la media (si existen)
df.fillna(df.mean(), inplace=True)
# Calcular la media y la desviación estándar del Indicador Cíclico
mean_indicador = df["Cyclical_Indicator"].mean()
std_indicador = df["Cyclical_Indicator"].std()

print(f"\n Media del Indicador Cíclico: {mean_indicador:.2f}")
print(f" Desviación estándar: {std_indicador:.2f}")

# GRAFICAR EL INDICADOR CÍCLICO Y EL PRECIO DEL S&P 500 (CON DOS EJES)
fig, ax1 = plt.subplots(figsize=(12,6))

# Eje izquierdo (Indicador Cíclico)
ax1.set_xlabel("Fecha", fontsize=12)
ax1.set_ylabel("Indicador Cíclico (%)", color="blue", fontsize=12)
ax1.plot(df.index, df["Cyclical_Indicator"], label="Indicador Cíclico (%)", color="blue", linewidth=2)
ax1.tick_params(axis='y', labelcolor="blue")

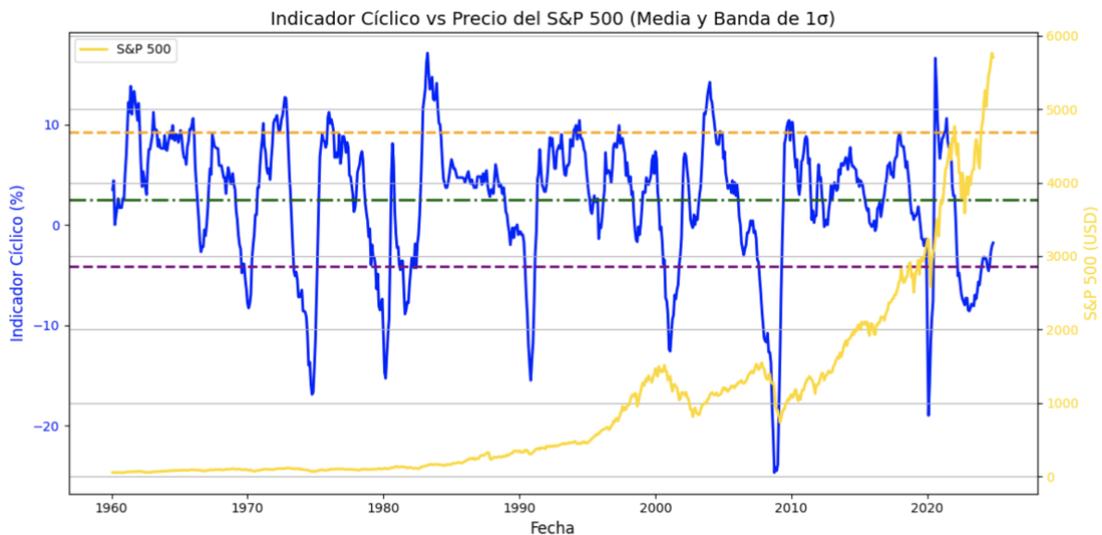
# Añadir franja de media ± desviación estándar
ax1.axhline(y=mean_indicador, color="darkgreen", linestyle="--", linewidth=2, label=f"Media ({mean_indicador:.2f})")
ax1.axhline(y=mean_indicador + std_indicador, color="orange", linestyle="--", linewidth=2, label=f"Media +1σ ({(mean_indicador + std_indicador):.2f})")
ax1.axhline(y=mean_indicador - std_indicador, color="purple", linestyle="--", linewidth=2, label=f"Media -1σ ({(mean_indicador - std_indicador):.2f})")

# Crear segundo eje (Precio del S&P 500)
ax2 = ax1.twinx()
ax2.set_ylabel("S&P 500 (USD)", color="gold", fontsize=12)
ax2.plot(df.index, df["SP500_Price"], label="S&P 500", color="gold", linewidth=2)
ax2.tick_params(axis='y', labelcolor="gold")

# Título y configuración final
plt.title("Indicador Cíclico vs Precio del S&P 500 (Media y Banda de 1σ)", fontsize=14)
fig.tight_layout()
plt.grid()
plt.legend()
plt.show()

```

Hemos cargado los datos, pero en vez marcar la Recesion Signal como 5% de caída, lo cual es algo que carece de sentido estadístico ya que es un threshold arbitrario, he decidido poner como bandas una desviación típica arriba y abajo. El resultado es de 4,16%, similar al 5%.



Como podemos ver, ha funcionado bien históricamente. A continuación, haremos un código sencillo, para comprobar si verdaderamente cuando se sobrepasó esa banda, definida como -1 desviación típica de la media, históricamente, ha ayudado a predecir posibles recesiones, y más importante, si es así, con cuánto tiempo de antelación sucedió,

al ser lo que se conoce como Leading Indicator. Para ello, utilizamos un gráfico interactivo con Plotly, para poder ver las ventanas de tiempo que nos interesan.

```

import pandas as pd
import plotly.graph_objects as go
import plotly.io as pio

# Cargar el archivo CSV en un DataFrame
df = pd.read_csv("indicador_ciclico_sp500.csv", index_col=0, parse_dates=True)
# Rellenar valores nulos con la media (si existen)
df.fillna(df.mean(), inplace=True)
# Calcular la media y la desviación estándar del Indicador Cíclico
mean_indicador = df["Cyclical_Indicator"].mean()
std_indicador = df["Cyclical_Indicator"].std()
# Crear la figura interactiva con Plotly
fig = go.Figure()

fig.add_trace(go.Scatter(
    x=df.index,
    y=df["Cyclical_Indicator"],
    mode='lines',
    name="Indicador Cíclico (%)",
    line=dict(color='blue')
))

fig.add_trace(go.Scatter(
    x=df.index,
    y=[mean_indicador] * len(df),
    mode='lines',
    name=f"Media ({mean_indicador:.2f})",
    line=dict(color="darkgreen", dash="dot")
))

fig.add_trace(go.Scatter(
    x=df.index,
    y=[mean_indicador + std_indicador] * len(df),
    mode='lines',
    name=f"Media +1σ ({(mean_indicador + std_indicador):.2f})",
    line=dict(color="orange", dash="dash")
))

fig.add_trace(go.Scatter(
    x=df.index,
    y=[mean_indicador - std_indicador] * len(df),
    mode='lines',
    name=f"Media -1σ ({(mean_indicador - std_indicador):.2f})",
    line=dict(color="purple", dash="dash")
))

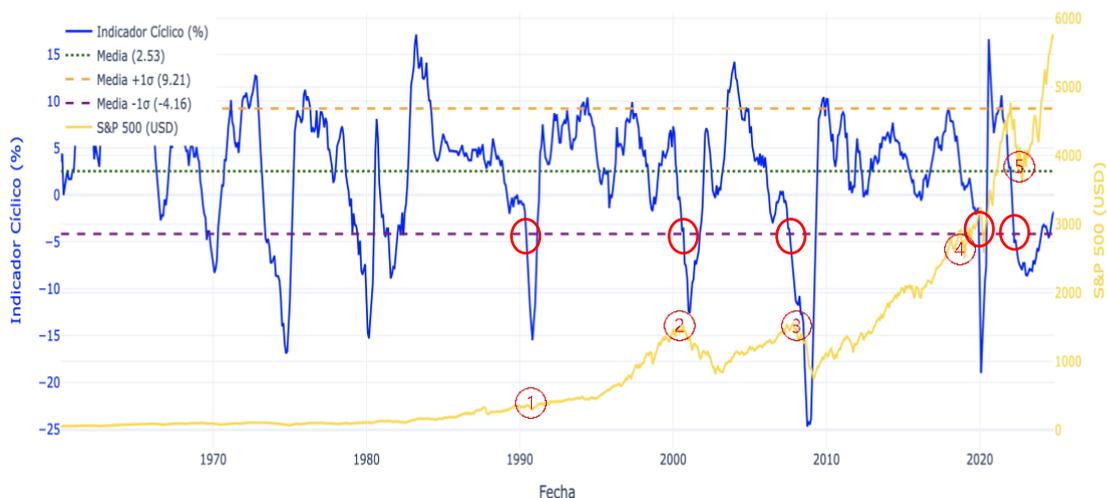
fig.add_trace(go.Scatter(
    x=df.index,
    y=df["SP500_Price"],
    mode='lines',
    name="S&P 500 (USD)",
    line=dict(color='gold'),
    yaxis="y2"
))

fig.update_layout(
    title="Indicador Cíclico vs Precio del S&P 500 (Media y Banda de 1σ)",
    xaxis=dict(title="Fecha"),
    yaxis=dict(
        title="Indicador Cíclico (%)",
        titlefont=dict(color="blue"),
        tickfont=dict(color="blue")
    ),
    yaxis2=dict(
        title="S&P 500 (USD)",
        titlefont=dict(color="gold"),
        tickfont=dict(color="gold"),
        overlaying="y",
        side="right"
    ),
    legend=dict(x=0, y=1),
    template="plotly_white"
)

fig.show()

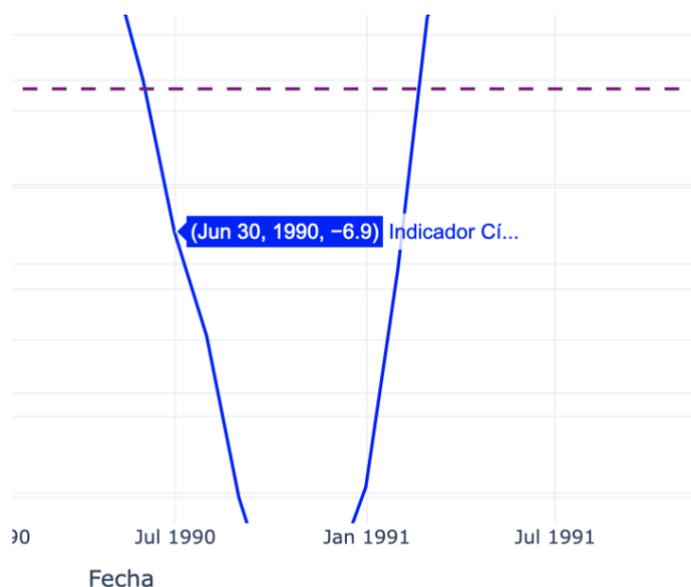
```

Indicador Cíclico vs Precio del S&P 500 (Media y Banda de  $1\sigma$ )

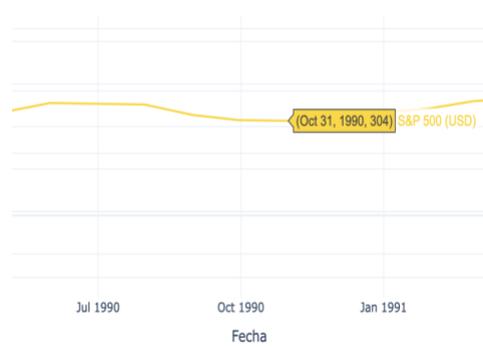


En el gráfico están marcados números correspondientes a épocas que vamos a analizar individualmente, cuando el indicador dio la señal, para ver si este enfoque funciona correctamente.

**1:** Si hacemos zoom al indicador que aproximadamente fue en el 1990, podemos ver la fecha exacta en la que la señal apareció. Tenemos que recordar que es cuando el indicador que es mensual ha superado el límite, por lo que no será el corte exacto con el límite establecido, sino un poco después.



Si vemos como se comportó el S&P500 en las fechas posteriores, podemos ver:



Una caída desde \$358.02 el 30 de junio de 1990 a \$304 el 31 de octubre del mismo año, lo que representa una disminución en el precio del 15.09% en 4 meses.

2: La segunda fecha pertenece al 2000 o la cocida como “*Burbuja Puntocom*”.

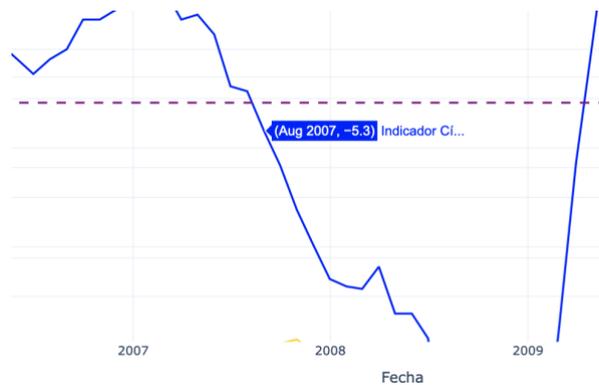


Si vemos como se comportó el S&P500 en las fechas posteriores, podemos ver:

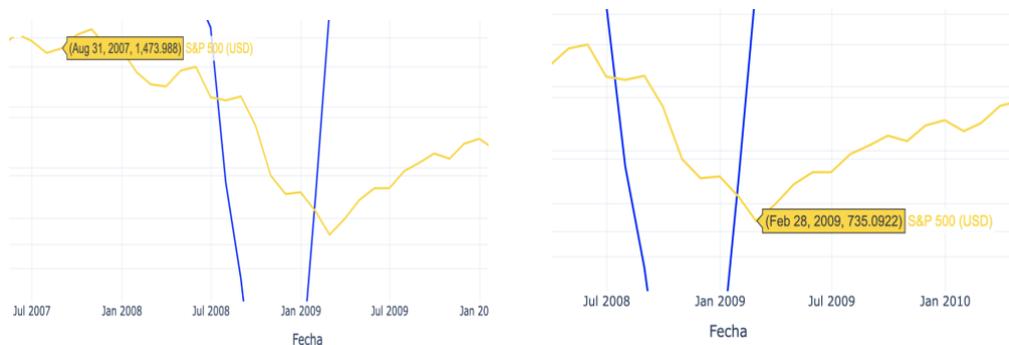


Podemos ver que el precio desde que aparece la señal el 30 de septiembre de 2000, con un precio de 1,436.51 hasta el final de septiembre de 2002 a 815,2846. Esto supone una caída del 43.24% en un plazo de 2 años.

**3:** En este caso, que pertenece a la gran crisis financiera de 2007-2008.



Aquí vemos el comportamiento del S&P500 en fechas posteriores:

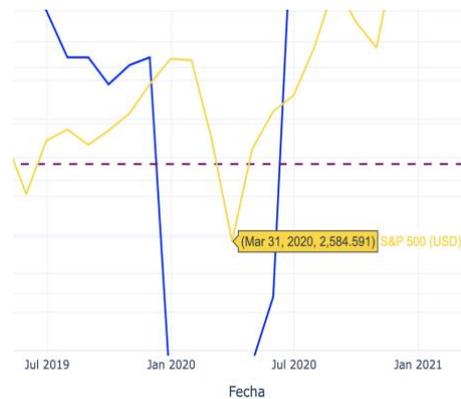
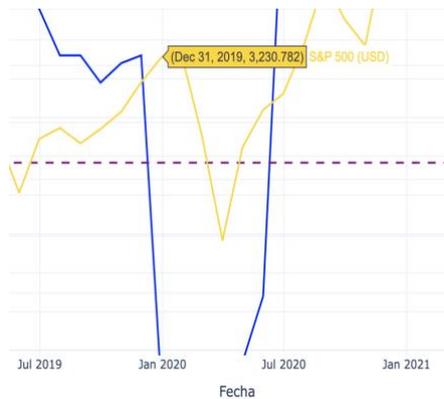


Podemos ver la diferencia entre la cotización del S&P500 de 1,473.988 el 31 de agosto de 2007, cuando aparece la señal, y algunos bancos de inversión minoritarios empezaron a quebrar, hasta febrero de 2008, donde se alcanzó una cotización de 735.0922, suponiendo una caída del 50.13% en 6 meses, catalogada como una de las peores crisis de la historia.

**4:** Este caso pertenece a la crisis producida por la pandemia mundial del COVID-19, una crisis impredecible ya que no pertenece a factores de degradación de la economía sino a un acontecimiento impredecible, en la cual nuestro indicador tendrá menos poder de predicción, pero, aun así, analizaremos:



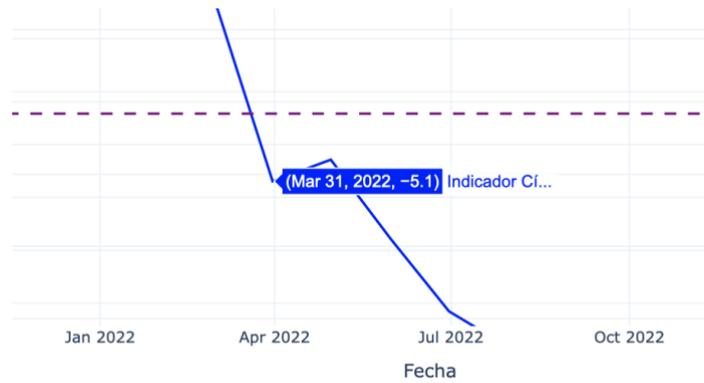
El indicador saltó, con una caída muy brusca justo al cierre del año 2019, esto se debe a que el indicador de confianza tampoco estaba muy alejado del umbral. Ahora visualizamos el comportamiento del S&P500.



Podemos analizar, como el indicador a pesar de ser una crisis que recordábamos como impredecible, ya venía de estar rozando el umbral, y salta la señal el 31 de diciembre de 2019, con una cotización de 3,320.782. Llegando a un valor en marzo de 2020 de 2,584.591, lo que supone una caída total del 22.17% en apenas 3 meses, siendo una de las mayores caídas en menor tiempo de la historia.

Me gustaría recordar que estamos utilizando datos del S&P500 de manera mensual, es decir, a cierre de mes, por lo que las caídas pudieron ser ligeramente superiores en su punto más bajo.

**5:** En 2022 hubo una fuerte corrección en el S&P500 basada en diversos factores, como una subida fuerte de los tipos de interés, la pérdida de confianza y, por lo tanto, una gran liquidación de activos financieros.



A continuación, veremos cómo y cuándo reaccionó el mercado.



Podemos ver que desde que aparece la señal del indicador financiero, marcada en el 31 de marzo de 2022, con un valor de 4,530.414 hasta valle el 30 de septiembre de ese mismo año, con un valor de 3,585.624, supuso una caída registrada de alrededor del 20.85% en un lapso de 6 meses.

Con estas pruebas, quería exponer que estuve analizando numerosos indicadores de todo tipo, y después de una larga búsqueda me centré especialmente en los Leading Indicators, y en tratar de testarlos por mi cuenta. Por supuesto que un solo indicador no significa tomas de decisiones con total garantía, por el “timing”, algo sumamente difícil de alcanzar, pero sí es un indicador a tener en cuenta, testado como hemos podido ver, con sentido económico y estadístico,

## DISCUSIÓN Y EVALUACIÓN CRÍTICA

El modelo desarrollado en este trabajo presenta múltiples fortalezas que respaldan su utilidad como herramienta de filtrado sistemático en la selección de acciones. Una de sus principales virtudes radica en la integración rigurosa de métricas fundamentales clásicas, como el F-Score, el Z-Score o el Free Cash Flow Yield, dentro de un marco automatizado que permite aplicar los criterios de forma objetiva y replicable. Además, el uso de filtros de consistencia temporal –tanto absoluta como relativa– refuerza la robustez del enfoque, al asegurar que las empresas seleccionadas no solo presentan buenos resultados puntuales, sino un historial sostenido de desempeño financiero superior a la media de su sector. La implementación en Python aporta escalabilidad, transparencia y flexibilidad, facilitando su adaptación a otros universos de inversión o a distintas configuraciones de parámetros.

Aunque el score compuesto ha sido útil para ordenar y priorizar las empresas según la combinación de métricas fundamentales, su capacidad predictiva no ha sido constante a lo largo del tiempo. En algunos años, compañías con puntuaciones elevadas no ofrecieron mejores rentabilidades que otras con scores más modestos, lo que sugiere que el score no debe interpretarse como una garantía de rendimiento futuro. Más bien, debe entenderse como una herramienta de apoyo orientativa, sujeta a las limitaciones de cualquier agregación mecánica de indicadores. Por tanto, no se recomienda seguirlo con exactitud ni como criterio único, sino en combinación con análisis contextual y juicio experto.

No obstante, es importante reconocer también ciertas limitaciones inherentes al diseño del modelo. En primer lugar, el uso de una tasa de descuento fija del 5% para la valoración DCF, aunque prudente, no se ajusta al perfil de riesgo individual de cada compañía ni a las condiciones macroeconómicas cambiantes. Asimismo, el supuesto de crecimiento nulo en dicha valoración simplificada, si bien útil para evitar sobreajustes, puede infravalorar significativamente a empresas con perspectivas de expansión robusta. Otra limitación relevante es la ausencia de variables cualitativas en el análisis, como el modelo de negocio, la calidad del equipo directivo o el entorno competitivo, factores que muchas veces son determinantes en la sostenibilidad de los resultados financieros. Además, aunque se han evitado sesgos metodológicos como el look-ahead bias, los resultados podrían estar condicionados por el ciclo económico del periodo analizado, lo cual sugiere la necesidad de realizar análisis por subperiodos o entornos de mercado diferenciados.

La sensibilidad del modelo ante cambios en los parámetros clave también merece ser analizada. Ajustes en los umbrales del F-Score, del Z-Score o del margen de seguridad podrían modificar de forma notable el conjunto de empresas seleccionadas, afectando tanto la cantidad como la calidad del universo final. En futuras iteraciones, sería recomendable realizar un análisis de sensibilidad más formal, evaluando el impacto de cada filtro en el rendimiento agregado y en la estabilidad de las selecciones a lo largo del tiempo.

Finalmente, el modelo ofrece una base sólida sobre la cual podrían incorporarse mejoras significativas. Entre ellas destaca la posibilidad de integrar técnicas de aprendizaje automático para optimizar el peso de los distintos indicadores en función de su capacidad predictiva, así como la inclusión de datos alternativos como la ventaja competitiva y duradera de las empresas. También sería valioso ampliar el análisis a otros mercados geográficos y realizar un backtesting detallado con métricas de riesgo-retorno, para contrastar el comportamiento de las carteras seleccionadas frente a índices de referencia bajo distintos escenarios. Estas posibles extensiones permitirían evolucionar el modelo desde una herramienta de filtrado fundamental hacia una estrategia cuantitativa completa, capaz de adaptarse dinámicamente al entorno de inversión.

## BIBLIOGRAFÍA

Altman, E. I. (1968). *Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy*. *The Journal of Finance*, 23(4), 589–609.

Asness, C. S., Frazzini, A., & Pedersen, L. H. (2019). *Quality minus junk*. *Review of Accounting Studies*, 24, 34–112.

Bailey, D. H., Borwein, J., López de Prado, M. M., & Zhu, Q. J. (2014). *Pseudo-mathematics and financial charlatanism: The effects of backtest overfitting on out-of-sample performance*. *Notices of the AMS*, 61(5), 458–471.

Bodie, Z., Kane, A., & Marcus, A. J. (2014). *Investments* (10<sup>a</sup> ed.). McGraw-Hill Education.

Chan, E. (2009). *Quantitative trading: How to build your own algorithmic trading business*. John Wiley & Sons.

Damodaran, A. (2006). *Investment valuation: Tools and techniques for determining the value of any asset* (2<sup>a</sup> ed.). John Wiley & Sons.

Fama, E. F., & French, K. R. (1992). *The cross-section of expected stock returns*. *The Journal of Finance*, 47(2), 427–465.

FactSet. (2023). *FactSet Fundamentals Database*. FactSet Research Systems Inc.

Graham, B., & Dodd, D. L. (1934). *Security analysis*. McGraw-Hill.

López de Prado, M. (2018). *Advances in financial machine learning*. John Wiley & Sons.

Novy-Marx, R. (2013). *The other side of value: The gross profitability premium*. *Journal of Financial Economics*, 108(1), 1–28.

Piotroski, J. D. (2000). *Value investing: The use of historical financial statement information to separate winners from losers*. *Journal of Accounting Research*, 38, 1–41.

White, G. I., Sondhi, A. C., & Fried, D. (2003). *The analysis and use of financial statements* (3<sup>a</sup> ed.). John Wiley & Sons.

# ANEXO

En esta parte se recogen los resultados del modelo, por año, y con una explicación detallada de cada empresa seleccionada, con su comportamiento e información relevante para el análisis.

## Año 2003

En el año 2003, el sistema seleccionó tres compañías que cumplían simultáneamente todos los filtros fundamentales definidos: fortaleza financiera, consistencia operativa, rentabilidad relativa frente a su industria y valoración atractiva según el modelo conservador de descuento de flujos. Las fechas de entrada varían entre junio y septiembre, reflejando el momento exacto en que cada compañía superó los umbrales establecidos.

```
=====
17 AÑO: 2003 – EMPRESAS EXCEPCIONALES Y CONSISTENTES
=====

Empresas seleccionadas:
  company_name  ticker  signal_date  f_score  z_score  dcf_margin  entry_mcap  score
Scientific-Atlanta Inc.  SFA.XX9-US  2003-09-30  7.0  7.87241  1.517297  3551.95  0.951078
Nokia Oyj Sponsored ADR  NOK-US  2003-06-30  7.0  7.76832  1.204372  66143.00  0.852975
GTECH Holdings Corporation  GTK-US  2003-09-30  8.0  4.89535  1.020994  2159.91  0.732278

Rentabilidad a 12 meses:
company_name
GTECH Holdings Corporation  1.107401
Scientific-Atlanta Inc.  0.807958
Nokia Oyj Sponsored ADR  0.752465

Rentabilidad a 24 meses:
company_name
GTECH Holdings Corporation  1.388449
Scientific-Atlanta Inc.  1.154211
Nokia Oyj Sponsored ADR  0.984111

Rentabilidad a 36 meses:
company_name
Nokia Oyj Sponsored ADR  1.370685

Rentabilidad a 48 meses:
company_name
Nokia Oyj Sponsored ADR  1.798108

Media 12m en 2003: 0.89x → -11.07%
Media 24m en 2003: 1.18x → 17.56%
Media 36m en 2003: 1.37x → 37.07%
Media 48m en 2003: 1.80x → 79.81%
```

## Año 2004

En el año 2004, el modelo identificó un total de seis compañías que cumplieran con todos los criterios de consistencia financiera, fortaleza estructural y valoración razonable. Estas empresas son:

```
=====
17 AÑO: 2004 - EMPRESAS EXCEPCIONALES Y CONSISTENTES
=====
```

```
Empresas seleccionadas:
  company_name  ticker  signal_date  f_score  z_score  dcf_margin  entry_mcap  score
NVR, Inc.      NVR-US  2004-10-29   7.0     8.12269  1.990370    2976.81  1.096112
Convergys Corporation  CVG-US  2004-02-27   7.0     5.55504  2.331453    2194.34  1.042153
Nokia Oyj Sponsored ADR  NOK-US  2004-10-29   8.0     7.54360  1.766860    53510.30  1.020233
Scientific-Atlanta Inc. SFA.XX9-US  2004-12-31   8.0     9.68815  1.590444    3977.68  0.921948
Jones Apparel Group Inc. JNY-US  2004-02-27   7.0     4.32194  2.393710    4358.59  0.873971
Timberland Co  TBL-US  2004-12-31   7.0    10.19620  1.151660    2003.89  0.785725
```

```
Rentabilidad a 12 meses:
company_name
NVR, Inc.          1.716271
Scientific-Atlanta Inc. 1.532360
Nokia Oyj Sponsored ADR 1.256092
Timberland Co       1.151008
Jones Apparel Group Inc. 1.008952
Convergys Corporation  0.918283
```

```
Rentabilidad a 24 meses:
company_name
Nokia Oyj Sponsored ADR 1.637471
Convergys Corporation  1.530835
NVR, Inc.              1.411062
Timberland Co          1.104633
Jones Apparel Group Inc. 0.990166
```

```
Rentabilidad a 36 meses:
company_name
Nokia Oyj Sponsored ADR 3.696993
NVR, Inc.              1.740359
Jones Apparel Group Inc. 1.068671
Convergys Corporation  0.909095
Timberland Co          0.654213
```

```
Rentabilidad a 48 meses:
company_name
Nokia Oyj Sponsored ADR 4.059305
NVR, Inc.              2.324961
Jones Apparel Group Inc. 0.593916
Convergys Corporation  0.498963
Timberland Co          0.423837
```

- ✓ Media 12m en 2004: 1.26x → 26.38%
- ✓ Media 24m en 2004: 1.33x → 33.48%
- ✓ Media 36m en 2004: 1.61x → 61.39%
- ✓ Media 48m en 2004: 1.58x → 58.02%

## Año 2005

En el año 2005, el modelo identificó un total de nueve compañías que cumplían simultáneamente con los criterios de consistencia financiera, solvencia cuantitativa, eficiencia operativa relativa y valoración atractiva según el marco conservador de descuento de flujos. Esta cohorte incluye tanto nuevas incorporaciones como repeticiones de empresas ya seleccionadas en años anteriores, lo que refuerza la estabilidad del modelo.

=====

17 AÑO: 2005 – EMPRESAS EXCEPCIONALES Y CONSISTENTES

=====

### Empresas seleccionadas:

company_name	ticker	signal_date	f_score	z_score	dcf_margin	entry_mcap	score
NVR, Inc.	NVR-US	2005-01-31	7.0	8.12269	1.567994	4014.05	1.083440
Storage Technology Corporation	STK.XX1-US	2005-07-29	8.0	4.32511	1.884094	3029.62	1.031317
Scientific-Atlanta Inc.	SFA.XX9-US	2005-01-31	8.0	9.68815	1.507353	4203.27	0.856913
Nokia Oyj Sponsored ADR	NOK-US	2005-01-31	8.0	7.54360	1.337868	71724.30	0.829923
Timberland Co	TBL-US	2005-03-31	8.0	10.30480	1.112394	2156.78	0.791962
Hubbell Incorporated	HUBB-US	2005-07-29	7.0	5.26502	1.200749	2638.87	0.791910
Claire's Stores Inc.	CLE-US	2005-04-29	7.0	9.12344	1.022860	2042.21	0.768485
Sherwin-Williams Company	SHW-US	2005-02-28	9.0	4.43114	1.083105	6304.08	0.739045
PPG Industries, Inc.	PPG-US	2005-12-30	8.0	4.11795	1.079660	10056.10	0.726386

### Rentabilidad a 12 meses:

company_name	
Claire's Stores Inc.	1.815578
Scientific-Atlanta Inc.	1.399360
Sherwin-Williams Company	1.306544
Nokia Oyj Sponsored ADR	1.220845
Hubbell Incorporated	1.167068
PPG Industries, Inc.	1.106194
Timberland Co	1.098189
NVR, Inc.	0.993926

### Rentabilidad a 24 meses:

company_name	
Sherwin-Williams Company	1.837970
Claire's Stores Inc.	1.714950
Nokia Oyj Sponsored ADR	1.460417
Hubbell Incorporated	1.419473
PPG Industries, Inc.	1.299742
NVR, Inc.	1.089590
Timberland Co	0.880085

### Rentabilidad a 36 meses:

company_name	
Nokia Oyj Sponsored ADR	3.378896
Sherwin-Williams Company	1.661997
NVR, Inc.	1.380537
Hubbell Incorporated	1.201054
PPG Industries, Inc.	0.929934
Timberland Co	0.540884

### Rentabilidad a 48 meses:

company_name	
Nokia Oyj Sponsored ADR	3.218168
NVR, Inc.	1.786741
Sherwin-Williams Company	1.541230
PPG Industries, Inc.	1.312848
Hubbell Incorporated	1.127440
Timberland Co	0.406302

✓ Media 12m en 2005: 1.26x → 26.35%

✓ Media 24m en 2005: 1.39x → 38.60%

✓ Media 36m en 2005: 1.52x → 51.56%

✓ Media 48m en 2005: 1.57x → 56.55%

## Año 2006

Durante 2006, las señales del modelo se generaron en un entorno de crecimiento económico sostenido y baja volatilidad financiera. En este contexto, el sistema logró identificar empresas con fundamentos sólidos y rentabilidad estable.

=====

 AÑO: 2006 – EMPRESAS EXCEPCIONALES Y CONSISTENTES

=====

### Empresas seleccionadas:

company_name	ticker	signal_date	f_score	z_score	dcf_margin	entry_mcap	score
Claire's Stores Inc.	CLE-US	2006-10-31	7.0	11.74630	1.048548	2454.02	0.911703
Sherwin-Williams Company	SHW-US	2006-03-31	8.0	4.66396	1.000621	6218.27	0.796293
PPG Industries, Inc.	PPG-US	2006-02-28	8.0	4.11795	1.070636	10143.50	0.718545
Hubbell Incorporated	HUBB-US	2006-01-31	7.0	5.26502	1.070250	2884.39	0.622801

### Rentabilidad a 12 meses:

company_name	
Sherwin-Williams Company	1.626078
PPG Industries, Inc.	1.162378
Hubbell Incorporated	1.048434

### Rentabilidad a 24 meses:

company_name	
Hubbell Incorporated	1.384072
Sherwin-Williams Company	1.374649
PPG Industries, Inc.	1.263411

### Rentabilidad a 36 meses:

company_name	
Sherwin-Williams Company	1.296671
Hubbell Incorporated	1.035043
PPG Industries, Inc.	0.851476

### Rentabilidad a 48 meses:

company_name	
Sherwin-Williams Company	1.791478
Hubbell Incorporated	1.522539
PPG Industries, Inc.	1.304800

 Media 12m en 2006: 1.28x → 27.90%

 Media 24m en 2006: 1.34x → 34.07%

 Media 36m en 2006: 1.06x → 6.11%

 Media 48m en 2006: 1.54x → 53.96%

## Año 2007

En el año 2007, el modelo identificó un total de sei En 2007, el modelo continuó seleccionando compañías con perfiles financieros robustos, en un escenario previo a la crisis donde aún predominaban valoraciones elevadas. Algunas señales anticiparon la resiliencia operativa que muchas de estas empresas demostrarían durante la turbulencia posterior.

=====

17 AÑO: 2007 - EMPRESAS EXCEPCIONALES Y CONSISTENTES

=====

### Empresas seleccionadas:

company_name	ticker	signal_date	f_score	z_score	dcf_margin	entry_mcap	score
Freeport McMoRan Copper & Gold Incorporated	FCX-US	2007-05-31	7.0	5.87063	1.011111	11318.80	1.010432
Westlake Chemical Corporation	WLK-US	2007-02-28	8.0	4.17696	1.269389	2136.77	0.977238
Nucor Corporation	NUE-US	2007-10-31	7.0	8.92341	1.130093	15145.50	0.959535
National Semiconductor Corp	NSM.XX1-US	2007-04-30	8.0	11.86880	1.215165	7370.98	0.913350
Fording Canadian Coal Trust	FDG.XX10-US	2007-02-28	7.0	8.33491	1.269602	3139.04	0.897649
Chunghwa Telecom Co., Ltd Sponsored ADR	CHT-US	2007-10-31	7.0	7.14115	2.211002	18346.90	0.811903

### Rentabilidad a 12 meses:

company_name	score
Fording Canadian Coal Trust	2.320534
Freeport McMoRan Copper & Gold Incorporated	2.012464
Chunghwa Telecom Co., Ltd Sponsored ADR	1.320585
National Semiconductor Corp	0.825696
Westlake Chemical Corporation	0.705958
Nucor Corporation	0.684260

### Rentabilidad a 24 meses:

company_name	score
Chunghwa Telecom Co., Ltd Sponsored ADR	1.347903
Nucor Corporation	0.993712
Freeport McMoRan Copper & Gold Incorporated	0.843801
Westlake Chemical Corporation	0.681197
National Semiconductor Corp	0.497583

### Rentabilidad a 36 meses:

company_name	score
Freeport McMoRan Copper & Gold Incorporated	1.375550
Chunghwa Telecom Co., Ltd Sponsored ADR	1.362473
Westlake Chemical Corporation	0.988892
Nucor Corporation	0.791895
National Semiconductor Corp	0.718501

### Rentabilidad a 48 meses:

company_name	score
Freeport McMoRan Copper & Gold Incorporated	2.183405
Westlake Chemical Corporation	1.825800
Chunghwa Telecom Co., Ltd Sponsored ADR	1.346442
National Semiconductor Corp	0.734423
Nucor Corporation	0.699799

✓ Media 12m en 2007: 1.31x → 31.16%

✓ Media 24m en 2007: 0.87x → -12.72%

✓ Media 36m en 2007: 1.05x → 4.75%

✓ Media 48m en 2007: 1.36x → 35.80%

## Año 2008

Aunque la mayoría de las señales identificadas por el modelo se produjeron durante el año 2008, éstas se concentraron en su gran mayoría en el último trimestre del ejercicio, es decir, tras los momentos más críticos de la crisis financiera global. Esta sincronización temporal permitió al sistema capturar valoraciones extremadamente deprimidas en empresas con fundamentos sólidos, justo antes del inicio de la recuperación del mercado.

=====

 AÑO: 2008 – EMPRESAS EXCEPCIONALES Y CONSISTENTES

=====

### Empresas seleccionadas:

company_name	ticker	signal_date	f_score	z_score	dcf_margin	entry_mcap	score
Southern Copper Corporation	SCCO-US	2008-12-31	8.0	10.51380	1.111086	16855.50	1.162844
Forest Laboratories, Inc.	FRX.XX1-US	2008-12-31	8.0	13.19480	1.695241	8621.61	1.150796
Vimpel Communications OJSC ADR	OVIP-US	2008-12-31	9.0	6.96812	1.921683	2564.05	1.131853
Kinetic Concepts, Inc.	KCI-US	2008-12-31	7.0	9.31302	1.615166	2074.03	1.094851
Terra Industries Inc.	TRA-US	2008-12-31	8.0	4.74051	1.328335	2668.58	1.025029
EMC Corporation	EMC.XX10-US	2008-12-31	8.0	4.19551	1.172353	24763.50	1.006725
Hubbell Incorporated	HUBB-US	2008-12-31	7.0	5.14623	1.213129	2004.65	0.822409
Nucor Corporation	NUE-US	2008-02-29	7.0	8.92341	1.135109	17050.60	0.808050
Polo Ralph Lauren Corp.	RL-US	2008-04-30	7.0	6.57801	1.040240	6161.93	0.736781
IMS Health Inc.	RX-US	2008-02-29	7.0	5.68577	1.018066	4529.71	0.708857

### Rentabilidad a 12 meses:

company_name	
Terra Industries Inc.	2.862697
Southern Copper Corporation	2.410574
EMC Corporation	1.693279
Kinetic Concepts, Inc.	1.607358
Hubbell Incorporated	1.550308
Forest Laboratories, Inc.	1.276417
Polo Ralph Lauren Corp.	0.818289
Nucor Corporation	0.803777
IMS Health Inc.	0.715393

### Rentabilidad a 24 meses:

company_name	
Southern Copper Corporation	2.796158
EMC Corporation	1.992328
Hubbell Incorporated	1.883119
Kinetic Concepts, Inc.	1.841918
Polo Ralph Lauren Corp.	1.579979
Forest Laboratories, Inc.	1.267830
Nucor Corporation	0.883094

### Rentabilidad a 36 meses:

company_name	
Hubbell Incorporated	2.518392
Polo Ralph Lauren Corp.	2.362293
EMC Corporation	2.162593
Southern Copper Corporation	2.054011
Forest Laboratories, Inc.	1.227730
Nucor Corporation	0.957784

### Rentabilidad a 48 meses:

company_name	
Hubbell Incorporated	2.661051
Southern Copper Corporation	2.490293
EMC Corporation	2.327316
Forest Laboratories, Inc.	1.490690
Nucor Corporation	0.957446

 Media 12m en 2008: 1.53x → 52.65%

 Media 24m en 2008: 1.75x → 74.92%

 Media 36m en 2008: 1.88x → 88.05%

 Media 48m en 2008: 1.99x → 98.54%

## Año 2009

Durante 2009, el modelo continuó generando señales en un entorno marcado por la recuperación paulatina tras el colapso financiero global. A diferencia de 2008, las oportunidades identificadas se distribuyeron de forma más homogénea a lo largo del año, en un contexto de mejora en los indicadores de liquidez y estabilización de los mercados. Esta evolución permitió al sistema captar compañías que, habiendo resistido el impacto inicial de la crisis, comenzaban a mostrar señales tempranas de normalización operativa y recuperación de márgenes, consolidando valoraciones atractivas en sectores defensivos y cíclicos por igual.

### =====

#### 17 AÑO: 2009 – EMPRESAS EXCEPCIONALES Y CONSISTENTES

### =====

#### Empresas seleccionadas:

company_name	ticker	signal_date	f_score	z_score	dcf_margin	entry_mcap	score
Southern Copper Corporation	SCCO-US	2009-02-27	8.0	10.51380	1.693353	11985.00	1.180312
Vimpel Communications OJSC ADR	OVIP-US	2009-02-27	9.0	6.96812	2.186839	2820.46	1.139808
Coach Inc.	TPR-US	2009-05-29	7.0	11.64140	1.990672	4488.01	1.135247
Forest Laboratories, Inc.	FRX.XX1-US	2009-05-29	8.0	13.19480	2.457952	6466.58	1.102504
CF Industries Holdings, Inc.	CF-US	2009-02-27	8.0	7.21055	1.767395	2992.54	1.068548
IMS Health Inc.	RX-US	2009-10-30	7.0	4.84032	2.196669	2188.64	0.965180
Terra Industries Inc.	TRA-US	2009-09-30	7.0	4.51949	2.108606	2414.76	0.883963
Total System Services, Inc.	TSS-US	2009-07-31	8.0	6.05964	2.036831	2459.99	0.872588
Waters Corporation	WAT-US	2009-05-29	8.0	6.20371	1.368475	3462.51	0.811213
Gap, Inc.	GAP-US	2009-10-30	8.0	6.20855	1.834050	11372.10	0.761928
EMC Corporation	EMC.XX10-US	2009-02-27	8.0	4.19551	1.388305	21570.80	0.734644
Emerson Electric Co.	EMR-US	2009-05-29	8.0	4.50225	1.431288	20197.20	0.728592
Medtronic Plc	MDT-US	2009-06-30	7.0	5.24299	1.177331	32985.30	0.711421
Hubbell Incorporated	HUBB-US	2009-01-30	7.0	5.14623	1.207199	2048.13	0.666172

#### Rentabilidad a 12 meses:

company_name	score
CF Industries Holdings, Inc.	1.962755
Southern Copper Corporation	1.780291
Coach Inc.	1.659096
EMC Corporation	1.592309
Waters Corporation	1.579944
Emerson Electric Co.	1.527980
Hubbell Incorporated	1.470991
Gap, Inc.	1.265988
Forest Laboratories, Inc.	1.220968
Medtronic Plc	1.106916
Total System Services, Inc.	0.962658

#### Rentabilidad a 24 meses:

company_name	score
Southern Copper Corporation	2.889665
CF Industries Holdings, Inc.	2.659574
Coach Inc.	2.479546
EMC Corporation	2.194532
Waters Corporation	2.159685
Emerson Electric Co.	1.923744
Hubbell Incorporated	1.719345
Forest Laboratories, Inc.	1.528263
Gap, Inc.	1.345031
Total System Services, Inc.	1.343589
Medtronic Plc	1.181711

✓ Rentabilidad a 36 meses:

company_name	
CF Industries Holdings, Inc.	3.224404
Coach Inc.	3.194608
EMC Corporation	2.302483
Hubbell Incorporated	2.297672
Southern Copper Corporation	2.212922
Waters Corporation	1.806176
Total System Services, Inc.	1.723212
Emerson Electric Co.	1.709498
Forest Laboratories, Inc.	1.581312
Medtronic Plc	1.093645
Gap, Inc.	0.930088

✓ Rentabilidad a 48 meses:

company_name	
CF Industries Holdings, Inc.	4.107623
Southern Copper Corporation	2.612587
Coach Inc.	2.592419
Hubbell Incorporated	2.406432
EMC Corporation	2.194612
Waters Corporation	1.965827
Emerson Electric Co.	1.808494
Total System Services, Inc.	1.770050
Forest Laboratories, Inc.	1.732820
Medtronic Plc	1.544401
Gap, Inc.	0.710398

✓ Media 12m en 2009: 1.47x → 46.64%

✓ Media 24m en 2009: 1.95x → 94.77%

✓ Media 36m en 2009: 2.01x → 100.69%

✓ Media 48m en 2009: 2.13x → 113.14%

## Año 2010

En 2010, el modelo identificó siete compañías que cumplían rigurosamente con los criterios de calidad financiera, estabilidad operativa y valoración razonable. Estas empresas abarcan sectores tan diversos como tecnología médica, fertilizantes, telecomunicaciones y servicios financieros, reflejando la amplitud del enfoque fundamental aplicado.

### =====

#### 17 AÑO: 2010 – EMPRESAS EXCEPCIONALES Y CONSISTENTES

### =====

#### Empresas seleccionadas:

company_name	ticker	signal_date	f_score	z_score	dcf_margin	entry_mcap	score
Broadridge Financial Solutions, Inc.	BR-US	2010-10-29	7.0	4.13353	2.615861	2572.70	0.916761
CF Industries Holdings, Inc.	CF-US	2010-01-29	7.0	5.08943	1.450546	4033.96	0.861282
C. R. Bard, Inc.	BCR-US	2010-11-30	8.0	9.13714	1.112804	7194.98	0.803619
Total System Services, Inc.	TSS-US	2010-01-29	8.0	6.05964	1.695520	3148.42	0.796042
Teradata Corporation	TDC-US	2010-04-30	7.0	7.61255	1.598490	4788.46	0.766035
Chunghwa Telecom Co., Ltd Sponsored ADR	CHT-US	2010-12-31	7.0	7.14115	2.015189	20272.60	0.747985
Medtronic Plc	MDT-US	2010-11-30	7.0	4.19835	1.292371	34059.20	0.739111

#### Rentabilidad a 12 meses:

company_name	score
Teradata Corporation	1.774571
CF Industries Holdings, Inc.	1.349585
Chunghwa Telecom Co., Ltd Sponsored ADR	1.244350
C. R. Bard, Inc.	1.106063
Medtronic Plc	1.058359
Broadridge Financial Solutions, Inc.	0.971267
Total System Services, Inc.	0.846643

#### Rentabilidad a 24 meses:

company_name	score
Teradata Corporation	2.388718
CF Industries Holdings, Inc.	1.336249
Chunghwa Telecom Co., Ltd Sponsored ADR	1.267937
Medtronic Plc	1.240811
C. R. Bard, Inc.	1.178123
Broadridge Financial Solutions, Inc.	1.108217
Total System Services, Inc.	1.106624

#### Rentabilidad a 36 meses:

company_name	score
Teradata Corporation	1.882880
CF Industries Holdings, Inc.	1.846314
Medtronic Plc	1.727341
C. R. Bard, Inc.	1.615850
Broadridge Financial Solutions, Inc.	1.551313
Chunghwa Telecom Co., Ltd Sponsored ADR	1.258271
Total System Services, Inc.	1.207457

#### Rentabilidad a 48 meses:

company_name	score
CF Industries Holdings, Inc.	2.153657
Broadridge Financial Solutions, Inc.	2.058200
Medtronic Plc	2.040109
C. R. Bard, Inc.	1.968559
Total System Services, Inc.	1.867201
Teradata Corporation	1.455897
Chunghwa Telecom Co., Ltd Sponsored ADR	1.250528

✓ Media 12m en 2010: 1.19x → 19.30%

✓ Media 24m en 2010: 1.38x → 37.52%

✓ Media 36m en 2010: 1.58x → 58.42%

✓ Media 48m en 2010: 1.83x → 82.77%

## Año 2011

Durante el año 2011, el modelo identificó un total de 17 compañías que reunían criterios estrictos de calidad fundamental, solidez financiera y valoración atractiva. Se trató de un año con retornos heterogéneos, marcado por la inestabilidad macroeconómica (crisis de deuda europea) y cambios tecnológicos.

=====

17 AÑO: 2011 - EMPRESAS EXCEPCIONALES Y CONSISTENTES

=====

### Empresas seleccionadas:

company_name	ticker	signal_date	f_score	z_score	dcf_margin	entry_mcap	score
BlackBerry Limited	BB-US	2011-12-30	8.0	9.08792	1.789991	10743.60	1.147564
Garmin Ltd.	GRMN-US	2011-12-30	7.0	5.95868	2.154087	6166.14	1.046923
BHP Group Ltd Sponsored American Depositary Receipt Repr 2 Shs	BHP-US	2011-12-30	8.0	4.53663	1.390856	109306.00	1.021808
National Semiconductor Corp	NSM.XX1-US	2011-08-31	7.0	4.66987	1.413340	6169.10	0.992480
Southern Copper Corporation	SCCO-US	2011-12-30	8.0	8.58187	1.270764	21127.30	0.985847
Broadridge Financial Solutions, Inc.	BR-US	2011-02-28	7.0	4.13353	2.677668	2574.26	0.934166
American Eagle Outfitters, Inc.	AEO-US	2011-11-30	7.0	7.12096	2.598181	2157.55	0.903031
Forest Laboratories, Inc.	FRX.XX1-US	2011-12-30	8.0	7.60483	2.607882	8453.58	0.889018
Dover Corporation	DOV-US	2011-12-30	9.0	4.11694	1.377709	8668.67	0.873199
Taiwan Semiconductor Manufacturing Co., Ltd. Sponsored ADR	TSM-US	2011-12-30	7.0	9.94651	1.081425	59524.20	0.833499
C. R. Bard, Inc.	BCR-US	2011-01-31	8.0	9.13714	1.068613	7722.10	0.798418
Teradata Corporation	TDC-US	2011-03-31	8.0	8.92691	1.171093	6894.30	0.773802
Williams-Sonoma, Inc.	WSM-US	2011-12-30	9.0	5.43459	1.027717	3192.28	0.767265
Emerson Electric Co.	EMR-US	2011-12-30	8.0	4.08723	1.220883	30763.80	0.766903
Chunghwa Telecom Co., Ltd Sponsored ADR	CHT-US	2011-01-31	7.0	7.14115	1.971581	20787.80	0.743771
Medtronic Plc	MDT-US	2011-02-28	7.0	4.19835	1.248536	36208.60	0.736106
Genuine Parts Company	GPC-US	2011-12-30	7.0	5.63565	1.032106	7963.76	0.690797
Philip Morris International Inc.	PM-US	2011-12-30	8.0	4.71400	1.112981	109571.00	0.681108

### Rentabilidad a 12 meses:

company_name	score
American Eagle Outfitters, Inc.	1.642629
Taiwan Semiconductor Manufacturing Co., Ltd. Sponsored ADR	1.403594
Teradata Corporation	1.393645
Forest Laboratories, Inc.	1.214184
Southern Copper Corporation	1.212405
Chunghwa Telecom Co., Ltd Sponsored ADR	1.181902
Philip Morris International Inc.	1.180100
Williams-Sonoma, Inc.	1.179567
Dover Corporation	1.153902
Genuine Parts Company	1.150734
Broadridge Financial Solutions, Inc.	1.129964
Garmin Ltd.	1.061194
Medtronic Plc	1.057930
C. R. Bard, Inc.	0.975454
Emerson Electric Co.	0.958615
BHP Group Ltd Sponsored American Depositary Receipt Repr 2 Shs	0.913094
BlackBerry Limited	0.590028

### Rentabilidad a 24 meses:

company_name	score
Dover Corporation	1.714266
Forest Laboratories, Inc.	1.703250
Williams-Sonoma, Inc.	1.508006
Genuine Parts Company	1.451504
Taiwan Semiconductor Manufacturing Co., Ltd. Sponsored ADR	1.433648
Garmin Ltd.	1.405226
Emerson Electric Co.	1.318764
Medtronic Plc	1.277861
American Eagle Outfitters, Inc.	1.234888
Chunghwa Telecom Co., Ltd Sponsored ADR	1.216882
Broadridge Financial Solutions, Inc.	1.125839
Teradata Corporation	1.116284
Philip Morris International Inc.	1.111957
C. R. Bard, Inc.	1.081460
BHP Group Ltd Sponsored American Depositary Receipt Repr 2 Shs	0.883704
Southern Copper Corporation	0.790167
BlackBerry Limited	0.243103

### Rentabilidad a 36 meses:

company_name	score
Williams-Sonoma, Inc.	1.949389
Taiwan Semiconductor Manufacturing Co., Ltd. Sponsored ADR	1.927693
Genuine Parts Company	1.883809
Broadridge Financial Solutions, Inc.	1.760748
Dover Corporation	1.698473
Garmin Ltd.	1.561938
Medtronic Plc	1.533426
C. R. Bard, Inc.	1.445841
Emerson Electric Co.	1.248114
Chunghwa Telecom Co., Ltd Sponsored ADR	1.194338
Philip Morris International Inc.	1.128295
American Eagle Outfitters, Inc.	1.102607
Southern Copper Corporation	0.941449
Teradata Corporation	0.812009
BHP Group Ltd Sponsored American Depositary Receipt Repr 2 Shs	0.668733
BlackBerry Limited	0.349025

📄 Rentabilidad a 48 meses:

company_name	
Broadridge Financial Solutions, Inc.	2.390430
Medtronic Plc	1.985588
C. R. Bard, Inc.	1.854115
Taiwan Semiconductor Manufacturing Co., Ltd. Sponsored ADR	1.776975
Williams-Sonoma, Inc.	1.635332
Genuine Parts Company	1.572774
Dover Corporation	1.434031
American Eagle Outfitters, Inc.	1.294263
Chunghwa Telecom Co., Ltd Sponsored ADR	1.166953
Philip Morris International Inc.	1.136729
Garmin Ltd.	1.029456
Emerson Electric Co.	0.986683
Southern Copper Corporation	0.795885
Teradata Corporation	0.781656
BHP Group Ltd Sponsored American Depositary Receipt Repr 2 Shs	0.383700
BlackBerry Limited	0.261780

- ✔ Media 12m en 2011: 1.14x → 14.11%
- ✔ Media 24m en 2011: 1.21x → 21.28%
- ✔ Media 36m en 2011: 1.33x → 32.54%
- ✔ Media 48m en 2011: 1.28x → 28.04%

## Año 2012

Durante el año 2012, el modelo identificó 14 compañías que cumplieran con criterios exigentes de calidad fundamental, fortaleza financiera y márgenes de valoración razonables. Fue un año de transición macroeconómica, marcado por las políticas de estímulo en EE. UU. (QE3), una estabilización parcial en Europa y el inicio de una recuperación cíclica en mercados desarrollados. La rentabilidad agregada fue superior a la del año anterior, con varios casos de éxito destacados, aunque también persistieron errores de selección en sectores afectados por disrupción tecnológica o entornos cíclicos adversos.

=====

17 AÑO: 2012 – EMPRESAS EXCEPCIONALES Y CONSISTENTES

### Empresas seleccionadas:

company_name	ticker	signal_date	f_score	z_score	dcf_margin	entry_mcap	score
BlackBerry Limited	BB-US	2012-03-30	8.0	9.08792	2.918914	7618.53	1.181432
Southern Copper Corporation	SCCO-US	2012-01-31	8.0	8.58187	1.039429	25937.90	1.112396
Taiwan Semiconductor Manufacturing Co., Ltd. Sponsored ADR	TSM-US	2012-01-31	7.0	9.94651	1.004216	63750.60	1.112123
Garmin Ltd.	GRMN-US	2012-01-31	7.0	5.95868	2.015873	6674.65	1.042777
BHP Group Ltd Sponsored American Depository Receipt Repr 2 Shs	BHP-US	2012-08-31	8.0	4.53663	1.860032	99592.30	1.035883
Forest Laboratories, Inc.	FRX.XX1-US	2012-02-29	8.0	7.60483	2.801699	8003.90	0.962084
Total System Services, Inc.	TSS-US	2012-03-30	8.0	6.88748	1.649764	3938.56	0.833100
Chunghwa Telecom Co., Ltd Sponsored ADR	CHT-US	2012-10-31	8.0	7.76712	1.678603	23278.20	0.789488
Dover Corporation	DOV-US	2012-02-29	9.0	4.11694	1.193438	10190.10	0.754916
Oracle Corporation	ORCL-US	2012-08-31	7.0	4.18453	1.186652	131691.00	0.741385
Bristol-Myers Squibb Company	BMJ-US	2012-11-30	8.0	5.08728	1.015057	55424.50	0.669549
Philip Morris International Inc.	PM-US	2012-01-31	8.0	4.71400	1.010562	121363.00	0.667801
Illinois Tool Works Inc.	ITW-US	2012-10-31	7.0	4.37076	1.131212	25939.50	0.618385
Cooper Industries PLC Cl A	CBE-US	2012-03-30	7.0	4.10757	1.222777	8561.17	0.372706

### Rentabilidad a 12 meses:

company_name	score
Bristol-Myers Squibb Company	1.545552
Taiwan Semiconductor Manufacturing Co., Ltd. Sponsored ADR	1.395734
Southern Copper Corporation	1.304319
Illinois Tool Works Inc.	1.278391
Forest Laboratories, Inc.	1.171765
Dover Corporation	1.088250
Total System Services, Inc.	1.082060
Philip Morris International Inc.	1.066944
Oracle Corporation	1.064492
Garmin Ltd.	1.022547
Chunghwa Telecom Co., Ltd Sponsored ADR	1.010809
BHP Group Ltd Sponsored American Depository Receipt Repr 2 Shs	0.953770
BlackBerry Limited	0.694384

### Rentabilidad a 24 meses:

company_name	score
Forest Laboratories, Inc.	2.074807
Bristol-Myers Squibb Company	1.688933
Illinois Tool Works Inc.	1.424382
Dover Corporation	1.417636
Taiwan Semiconductor Manufacturing Co., Ltd. Sponsored ADR	1.411291
Oracle Corporation	1.367071
Total System Services, Inc.	1.350228
Garmin Ltd.	1.227470
Philip Morris International Inc.	1.101374
BHP Group Ltd Sponsored American Depository Receipt Repr 2 Shs	1.099691
Chunghwa Telecom Co., Ltd Sponsored ADR	0.998916
Southern Copper Corporation	0.932269
BlackBerry Limited	0.460433

✓ Rentabilidad a 36 meses:

company_name	
Bristol-Myers Squibb Company	1.940041
Total System Services, Inc.	1.898370
Taiwan Semiconductor Manufacturing Co., Ltd. Sponsored ADR	1.839591
Illinois Tool Works Inc.	1.379163
Garmin Ltd.	1.321759
Dover Corporation	1.307582
Oracle Corporation	1.275658
Chunghwa Telecom Co., Ltd Sponsored ADR	1.053372
Philip Morris International Inc.	1.029041
Southern Copper Corporation	0.914347
BHP Group Ltd Sponsored American Depositary Receipt Repr 2 Shs	0.622002
BlackBerry Limited	0.443369

✓ Rentabilidad a 48 meses:

company_name	
Illinois Tool Works Inc.	2.076617
Total System Services, Inc.	2.061672
Taiwan Semiconductor Manufacturing Co., Ltd. Sponsored ADR	1.777570
Bristol-Myers Squibb Company	1.546265
Oracle Corporation	1.323179
Chunghwa Telecom Co., Ltd Sponsored ADR	1.267159
Philip Morris International Inc.	1.112765
Dover Corporation	1.087367
Garmin Ltd.	0.932836
Southern Copper Corporation	0.833388
BHP Group Ltd Sponsored American Depositary Receipt Repr 2 Shs	0.503848
BlackBerry Limited	0.325525

✓ Media 12m en 2012: 1.13x → 12.92%

✓ Media 24m en 2012: 1.27x → 27.34%

✓ Media 36m en 2012: 1.25x → 25.20%

✓ Media 48m en 2012: 1.24x → 23.73%

## Año 2013

Durante el año 2013, el modelo seleccionó 12 compañías que cumplieran con criterios exigentes de calidad fundamental, solidez financiera y márgenes de valoración atractivos. El ejercicio estuvo enmarcado en un entorno macroeconómico más favorable que los años anteriores, con crecimiento moderado en EE. UU., estabilización financiera global y una fuerte recuperación de activos de riesgo. La rentabilidad agregada fue sólida, especialmente en ventanas de 24 a 48 meses, destacándose varios casos de éxito acumulado en tecnología, pagos, salud y consumo cíclico. Persistieron también algunos errores de selección, particularmente en empresas expuestas a disrupción comercial o deterioro competitivo.

=====

17 AÑO: 2013 – EMPRESAS EXCEPCIONALES Y CONSISTENTES

=====

### Empresas seleccionadas:

company_name	ticker	signal_date	f_score	z_score	dcf_margin	entry_mcap	score
Giant Interactive Group, Inc. Sponsored ADR	GA-US	2013-08-30	8.0	6.92311	1.616401	2025.27	1.088236
American Eagle Outfitters, Inc.	AE0-US	2013-12-31	8.0	8.88541	1.705112	2696.26	1.074652
CF Industries Holdings, Inc.	CF-US	2013-09-30	8.0	4.13674	1.806083	10167.90	1.024268
Western Refining, Inc.	WNR-US	2013-11-29	8.0	6.70232	1.332355	2357.78	0.952940
Total System Services, Inc.	TSS-US	2013-03-29	8.0	7.24081	1.663893	4002.07	0.905829
Coach Inc.	TPR-US	2013-05-31	8.0	12.39250	1.179576	13570.30	0.883497
Broadridge Financial Solutions, Inc.	BR-US	2013-09-30	8.0	4.07897	1.974390	3222.16	0.825214
Oracle Corporation	ORCL-US	2013-09-30	7.0	4.46940	1.326229	142212.00	0.780718
Gap, Inc.	GAP-US	2013-06-28	8.0	7.72207	1.082450	16471.90	0.767664
Chunghwa Telecom Co., Ltd Sponsored ADR	CHT-US	2013-01-31	8.0	7.76712	1.593813	24324.60	0.742202
Bristol-Myers Squibb Company	BMJ-US	2013-02-28	8.0	5.08728	1.103450	53862.00	0.729799
NVR, Inc.	NVR-US	2013-11-29	7.0	6.84010	1.811048	3965.82	0.458667

### Rentabilidad a 12 meses:

company_name	score
Broadridge Financial Solutions, Inc.	1.447173
Western Refining, Inc.	1.424015
NVR, Inc.	1.342582
Bristol-Myers Squibb Company	1.342214
CF Industries Holdings, Inc.	1.341864
Oracle Corporation	1.341124
Total System Services, Inc.	1.247831
Gap, Inc.	1.045325
Chunghwa Telecom Co., Ltd Sponsored ADR	0.981474
American Eagle Outfitters, Inc.	0.906121
Coach Inc.	0.755416

### Rentabilidad a 24 meses:

company_name	score
Broadridge Financial Solutions, Inc.	1.846086
NVR, Inc.	1.772848
Total System Services, Inc.	1.754404
Bristol-Myers Squibb Company	1.728853
CF Industries Holdings, Inc.	1.454830
Western Refining, Inc.	1.400193
Oracle Corporation	1.136962
American Eagle Outfitters, Inc.	1.002332
Gap, Inc.	0.975880
Chunghwa Telecom Co., Ltd Sponsored ADR	0.958969
Coach Inc.	0.680913

📌 Rentabilidad a 36 meses:

company_name	
Broadridge Financial Solutions, Inc.	2.446084
Total System Services, Inc.	1.905322
Bristol-Myers Squibb Company	1.678312
NVR, Inc.	1.618296
Oracle Corporation	1.275505
American Eagle Outfitters, Inc.	1.113140
Chunghwa Telecom Co., Ltd Sponsored ADR	1.024677
Western Refining, Inc.	0.985997
Coach Inc.	0.755040
CF Industries Holdings, Inc.	0.637034
Gap, Inc.	0.453132

📌 Rentabilidad a 48 meses:

company_name	
NVR, Inc.	3.657631
Broadridge Financial Solutions, Inc.	2.845353
Total System Services, Inc.	2.479353
Oracle Corporation	1.580510
Bristol-Myers Squibb Company	1.380917
Chunghwa Telecom Co., Ltd Sponsored ADR	1.104594
American Eagle Outfitters, Inc.	1.096884
Coach Inc.	0.820393
CF Industries Holdings, Inc.	0.650560
Gap, Inc.	0.614484

- ✅ Media 12m en 2013: 1.20x → 19.77%
- ✅ Media 24m en 2013: 1.34x → 33.75%
- ✅ Media 36m en 2013: 1.26x → 26.30%
- ✅ Media 48m en 2013: 1.62x → 62.31%

## Año 2014

Durante el año 2014, el modelo seleccionó 11 compañías que cumplieran con los estándares más altos de calidad fundamental, estabilidad financiera y valoración atractiva bajo un enfoque conservador. El contexto macroeconómico estuvo dominado por crecimiento sostenido en EE. UU., tasas bajas, caída del precio del petróleo y una revalorización selectiva en activos defensivos y tecnológicos.

=====

17 AÑO: 2014 - EMPRESAS EXCEPCIONALES Y CONSISTENTES

=====

### Empresas seleccionadas:

company_name	ticker	signal_date	f_score	z_score	dcf_margin	entry_mcap	score
American Eagle Outfitters, Inc.	AEO-US	2014-03-31	8.0	8.88541	1.725138	2776.18	1.140556
Giant Interactive Group, Inc. Sponsored ADR	GA-US	2014-01-31	8.0	6.92311	1.574954	2118.64	1.086993
Western Refining, Inc.	WNR-US	2014-01-31	8.0	6.70232	1.436617	2594.12	1.077323
Coach Inc.	TPR-US	2014-08-29	7.0	11.92460	1.640335	11161.50	1.056605
CF Industries Holdings, Inc.	CF-US	2014-02-28	8.0	4.13674	1.643502	12458.70	1.019390
Oracle Corporation	ORCL-US	2014-01-31	7.0	4.46940	1.291364	152675.00	0.877894
Gap, Inc.	GAP-US	2014-01-31	8.0	7.72207	1.087455	16608.50	0.840667
Total System Services, Inc.	TSS-US	2014-01-31	8.0	7.24081	1.261503	5661.17	0.830229
Garmin Ltd.	GRMN-US	2014-04-30	8.0	6.34341	1.799764	8791.51	0.829155
Broadridge Financial Solutions, Inc.	BR-US	2014-10-31	8.0	5.07654	1.158033	4871.45	0.826731
Dun & Bradstreet Corporation	DNB.XX1-US	2014-06-30	7.0	4.57632	1.136278	3677.24	0.704761

### Rentabilidad a 12 meses:

company_name	
Broadridge Financial Solutions, Inc.	1.346994
CF Industries Holdings, Inc.	1.309884
Oracle Corporation	1.228800
Dun & Bradstreet Corporation	1.223099
Gap, Inc.	1.143842
Total System Services, Inc.	1.084651
American Eagle Outfitters, Inc.	1.035553
Western Refining, Inc.	0.972620
Coach Inc.	0.944188
Garmin Ltd.	0.808466

### Rentabilidad a 24 meses:

company_name	
Broadridge Financial Solutions, Inc.	1.692858
Total System Services, Inc.	1.598031
Coach Inc.	1.406372
Dun & Bradstreet Corporation	1.184090
American Eagle Outfitters, Inc.	1.081526
Oracle Corporation	0.929357
Western Refining, Inc.	0.921147
Garmin Ltd.	0.693357
Gap, Inc.	0.669447
CF Industries Holdings, Inc.	0.602052

### Rentabilidad a 36 meses:

company_name	
Broadridge Financial Solutions, Inc.	2.111209
Coach Inc.	1.681947
Total System Services, Inc.	1.618112
American Eagle Outfitters, Inc.	1.225337
Dun & Bradstreet Corporation	1.058438
Oracle Corporation	1.001582
Western Refining, Inc.	0.995398
Garmin Ltd.	0.968700
CF Industries Holdings, Inc.	0.699992
Gap, Inc.	0.612059

### Rentabilidad a 48 meses:

company_name	
Broadridge Financial Solutions, Inc.	3.608710
Total System Services, Inc.	2.813129
Coach Inc.	1.756467
American Eagle Outfitters, Inc.	1.393554
Dun & Bradstreet Corporation	1.293440
Oracle Corporation	1.286331
Garmin Ltd.	1.126461
Gap, Inc.	0.985555
CF Industries Holdings, Inc.	0.821457

✓ Media 12m en 2014: 1.11x → 10.98%

✓ Media 24m en 2014: 1.08x → 7.78%

✓ Media 36m en 2014: 1.20x → 19.73%

✓ Media 48m en 2014: 1.68x → 67.61%

## Año 2015

En el año 2015, el modelo identificó seis compañías que superaron los filtros estrictos de calidad fundamental, salud financiera y valoración razonable en condiciones de mercado. El contexto fue más desafiante: el crecimiento global mostró desaceleración (especialmente en China), los precios del crudo cayeron bruscamente, y la Reserva Federal subió tasas por primera vez desde 2006.

```
=====
17 AÑO: 2015 - EMPRESAS EXCEPCIONALES Y CONSISTENTES
=====

Empresas seleccionadas:
company_name ticker signal_date f_score z_score dcf_margin entry_mcap score
Broadridge Financial Solutions, Inc. BR-US 2015-01-30 8.0 5.07654 1.033012 5269.93 0.900482
Tenaris S.A. Sponsored ADR TS-US 2015-02-27 7.0 6.92172 1.117202 19573.80 0.844798
Garmin Ltd. GRMN-US 2015-12-31 7.0 6.81713 1.938622 6829.47 0.766147
Emerson Electric Co. EMR-US 2015-11-30 7.0 4.72839 1.393266 31358.70 0.707504
Parker-Hannifin Corporation PH-US 2015-08-31 8.0 4.28620 1.042177 16700.90 0.641357

Rentabilidad a 12 meses:
company_name
Garmin Ltd. 1.534724
Broadridge Financial Solutions, Inc. 1.161805
Emerson Electric Co. 1.110002
Parker-Hannifin Corporation 1.063879
Gap, Inc. 0.930555
Tenaris S.A. Sponsored ADR 0.709711

Rentabilidad a 24 meses:
company_name
Garmin Ltd. 1.878131
Parker-Hannifin Corporation 1.554669
Broadridge Financial Solutions, Inc. 1.483728
Emerson Electric Co. 1.471426
Gap, Inc. 1.298080
Tenaris S.A. Sponsored ADR 1.254403

Rentabilidad a 36 meses:
company_name
Garmin Ltd. 2.164921
Broadridge Financial Solutions, Inc. 2.132916
Parker-Hannifin Corporation 1.577862
Emerson Electric Co. 1.515724
Tenaris S.A. Sponsored ADR 1.265763
Gap, Inc. 1.004930

Rentabilidad a 48 meses:
company_name
Garmin Ltd. 3.634133
Broadridge Financial Solutions, Inc. 2.392252
Parker-Hannifin Corporation 1.750327
Emerson Electric Co. 1.609504
Tenaris S.A. Sponsored ADR 0.845504
Gap, Inc. 0.529576

✓ Media 12m en 2015: 1.09x → 8.51%
✓ Media 24m en 2015: 1.49x → 49.01%
✓ Media 36m en 2015: 1.61x → 61.04%
✓ Media 48m en 2015: 1.79x → 79.35%
```

## Año 2016

En 2016, el modelo identificó cinco compañías que superaban todos los filtros de calidad financiera, estabilidad estructural y valoración atractiva. El año estuvo marcado por la estabilización post-crisis de materias primas, un fuerte repunte del dólar y el giro macro tras la elección de Donald Trump en EE.UU., lo que impulsó sectores cíclicos e industriales

### =====

#### 17 AÑO: 2016 – EMPRESAS EXCEPCIONALES Y CONSISTENTES

### =====

#### Empresas seleccionadas:

company_name	ticker	signal_date	f_score	z_score	dcf_margin	entry_mcap	score
Wipro Limited Sponsored ADR	WIT-US	2016-05-31	7.0	15.15110	1.136432	18771.80	1.100772
LyondellBasell Industries NV	LYB-US	2016-09-30	7.0	4.63056	1.630328	31757.00	0.990557
Gap, Inc.	GAP-US	2016-03-31	7.0	6.05775	2.152719	9926.98	0.945539
Garmin Ltd.	GRMN-US	2016-01-29	7.0	6.81713	1.931611	6751.43	0.751239
Valero Energy Corporation	VLO-US	2016-10-31	7.0	4.23857	1.294061	24118.90	0.686122

#### Rentabilidad a 12 meses:

company_name	
Valero Energy Corporation	1.482089
Garmin Ltd.	1.446949
LyondellBasell Industries NV	1.135563
Gap, Inc.	0.947505
Wipro Limited Sponsored ADR	0.804400

#### Rentabilidad a 24 meses:

company_name	
Valero Energy Corporation	2.257973
Garmin Ltd.	1.815298
LyondellBasell Industries NV	1.432283
Gap, Inc.	1.204162
Wipro Limited Sponsored ADR	0.791784

#### Rentabilidad a 36 meses:

company_name	
Garmin Ltd.	2.080922
Valero Energy Corporation	1.825009
Wipro Limited Sponsored ADR	1.053986
LyondellBasell Industries NV	0.979228
Gap, Inc.	0.926791

#### Rentabilidad a 48 meses:

company_name	
Garmin Ltd.	3.664593
Valero Energy Corporation	0.814061
LyondellBasell Industries NV	0.789763
Wipro Limited Sponsored ADR	0.789028
Gap, Inc.	0.442044

✓ Media 12m en 2016: 1.16x → 16.33%

✓ Media 24m en 2016: 1.50x → 50.03%

✓ Media 36m en 2016: 1.37x → 37.32%

✓ Media 48m en 2016: 1.30x → 29.99%

## Año 2017

En 2017, el modelo identificó cinco compañías que cumplían con los criterios exigentes de calidad financiera, estabilidad operativa y valoración atractiva. El año estuvo marcado por un entorno económico expansivo, con sincronización de crecimiento global, baja volatilidad y estímulos fiscales en EE.UU. tras la reforma tributaria. Este contexto favoreció a sectores cíclicos y tecnológicos, lo que se reflejó en las rentabilidades obtenidas.

=====

 AÑO: 2017 – EMPRESAS EXCEPCIONALES Y CONSISTENTES

=====

### Empresas seleccionadas:

company_name	ticker	signal_date	f_score	z_score	dcf_margin	entry_mcap	score
Chunghwa Telecom Co., Ltd Sponsored ADR	CHT-US	2017-02-28	9.0	6.89850	1.032990	26164.00	1.103452
Valero Energy Corporation	VL0-US	2017-01-31	7.0	4.23857	1.263778	26815.90	0.977211
LyondellBasell Industries NV	LYB-US	2017-01-31	7.0	4.63056	1.689461	33070.70	0.930184
Garmin Ltd.	GRMN-US	2017-11-30	9.0	7.09296	1.046170	9666.71	0.740795
Williams-Sonoma, Inc.	WSM-US	2017-11-30	7.0	5.32501	1.049157	3944.68	0.703401

### Rentabilidad a 12 meses:

company_name	score
Valero Energy Corporation	1.403381
LyondellBasell Industries NV	1.291811
Chunghwa Telecom Co., Ltd Sponsored ADR	1.228639
Garmin Ltd.	1.198163
Williams-Sonoma, Inc.	1.160916

### Rentabilidad a 24 meses:

company_name	score
Garmin Ltd.	1.913565
Williams-Sonoma, Inc.	1.522843
Chunghwa Telecom Co., Ltd Sponsored ADR	1.190502
Valero Energy Corporation	1.155060
LyondellBasell Industries NV	0.990085

### Rentabilidad a 36 meses:

company_name	score
Garmin Ltd.	2.111834
Williams-Sonoma, Inc.	1.770680
Valero Energy Corporation	1.479685
Chunghwa Telecom Co., Ltd Sponsored ADR	1.254752
LyondellBasell Industries NV	1.117794

### Rentabilidad a 48 meses:

company_name	score
Williams-Sonoma, Inc.	3.057104
Garmin Ltd.	2.732872
Chunghwa Telecom Co., Ltd Sponsored ADR	1.370653
LyondellBasell Industries NV	1.001099
Valero Energy Corporation	0.822740

 Media 12m en 2017: 1.26x → 25.66%

 Media 24m en 2017: 1.35x → 35.44%

 Media 36m en 2017: 1.55x → 54.69%

 Media 48m en 2017: 1.80x → 79.69%

## Año 2018

En 2018, el modelo seleccionó únicamente tres compañías que cumplieran rigurosamente con los criterios de calidad fundamental, estabilidad financiera y valoración conservadora. Fue un año especialmente volátil en los mercados, marcado por tensiones comerciales entre EE. UU. y China, subidas de tipos por parte de la Reserva Federal, y correcciones significativas en los principales índices bursátiles durante el cuarto trimestre.

```
=====
17 AÑO: 2018 - EMPRESAS EXCEPCIONALES Y CONSISTENTES
=====
```

### Empresas seleccionadas:

company_name	ticker	signal_date	f_score	z_score	dcf_margin	entry_mcap	score
Wipro Limited Sponsored ADR	WIT-US	2018-09-28	7.0	8.98362	1.447090	17260.00	0.908786
LyondellBasell Industries NV	LYB-US	2018-12-31	8.0	4.68122	1.568854	39909.60	0.841829
Williams-Sonoma, Inc.	WSM-US	2018-03-30	7.0	5.32501	1.001951	4351.85	0.676881

### Rentabilidad a 12 meses:

company_name	score
Williams-Sonoma, Inc.	1.230882
Wipro Limited Sponsored ADR	1.042642
LyondellBasell Industries NV	0.997200

### Rentabilidad a 24 meses:

company_name	score
Williams-Sonoma, Inc.	1.368989
Wipro Limited Sponsored ADR	1.247655
LyondellBasell Industries NV	0.846560

### Rentabilidad a 36 meses:

company_name	score
Wipro Limited Sponsored ADR	2.578078
Williams-Sonoma, Inc.	2.472872
LyondellBasell Industries NV	0.863278

### Rentabilidad a 48 meses:

company_name	score
Williams-Sonoma, Inc.	2.603083
Wipro Limited Sponsored ADR	1.366368
LyondellBasell Industries NV	0.865470

✓ Media 12m en 2018: 1.09x → 9.02%

✓ Media 24m en 2018: 1.15x → 15.44%

✓ Media 36m en 2018: 1.97x → 97.14%

✓ Media 48m en 2018: 1.61x → 61.16%

## Año 2019

Durante 2019, el modelo identificó cuatro compañías que cumplían estrictamente los filtros de calidad fundamental, solidez financiera y márgenes de valoración atractivos. El contexto previo a la pandemia era favorable, con mercados en máximos y condiciones monetarias expansivas. Sin embargo, la irrupción del COVID-19 a partir de marzo de 2020 alteró drásticamente las dinámicas de consumo, producción y valoración en múltiples sectores.

=====

 AÑO: 2019 – EMPRESAS EXCEPCIONALES Y CONSISTENTES

=====

### Empresas seleccionadas:

	company_name	ticker	signal_date	f_score	z_score	dcf_margin	entry_mcap	score
	Wipro Limited Sponsored ADR	WIT-US	2019-12-31	7.0	10.07220	1.402761	19330.10	1.127221
Taro Pharmaceutical Industries Ltd.	TARO-US	2019-12-31	7.0	14.25140	2.725057	2907.95	1.020370	
LyondellBasell Industries NV	LYB-US	2019-01-31	8.0	4.68122	1.827484	34249.10	0.824609	
Foot Locker, Inc.	FL-US	2019-12-31	7.0	6.85238	2.242084	4619.81	0.801857	

### Rentabilidad a 12 meses:

company_name	
Wipro Limited Sponsored ADR	1.470660
LyondellBasell Industries NV	1.128988
Foot Locker, Inc.	0.862584
Taro Pharmaceutical Industries Ltd.	0.683488

### Rentabilidad a 24 meses:

company_name	
Wipro Limited Sponsored ADR	2.347390
LyondellBasell Industries NV	1.011124
Foot Locker, Inc.	0.931406
Taro Pharmaceutical Industries Ltd.	0.491563

### Rentabilidad a 36 meses:

company_name	
Wipro Limited Sponsored ADR	1.363143
LyondellBasell Industries NV	1.013332
Foot Locker, Inc.	0.767518
Taro Pharmaceutical Industries Ltd.	0.247276

### Rentabilidad a 48 meses:

company_name	
Wipro Limited Sponsored ADR	1.325429
LyondellBasell Industries NV	0.937376
Foot Locker, Inc.	0.572480
Taro Pharmaceutical Industries Ltd.	0.318660

 Media 12m en 2019: 1.04x → 3.64%

 Media 24m en 2019: 1.20x → 19.54%

 Media 36m en 2019: 0.85x → -15.22%

 Media 48m en 2019: 0.79x → -21.15%

## Año 2020

Durante 2020, en plena disrupción global por la pandemia del COVID-19, el modelo identificó cuatro compañías que cumplían los filtros de calidad fundamental, fortaleza financiera y valoración atractiva. El contexto fue atípico: mercados extremadamente volátiles en el primer semestre, seguido por una recuperación técnica impulsada por liquidez, estímulos y adaptación tecnológica. Las rentabilidades iniciales fueron extraordinarias en algunos casos, pero la sostenibilidad posterior se diversificó entre sectores. El año expuso las fortalezas del modelo para capturar valor defensivo, aunque también mostró limitaciones frente a cambios estructurales.

```
=====
17 AÑO: 2020 - EMPRESAS EXCEPCIONALES Y CONSISTENTES
=====

Empresas seleccionadas:
company_name ticker signal_date f_score z_score dcf_margin entry_mcap score
Taro Pharmaceutical Industries Ltd. TARO-US 2020-05-29 7.0 14.25140 3.050461 2576.09 1.128954
Wipro Limited Sponsored ADR WIT-US 2020-05-29 7.0 10.07220 1.588347 17503.40 0.978555
Emerson Electric Co. EMR-US 2020-06-30 7.0 5.12561 1.128112 28469.70 0.807036
Foot Locker, Inc. FL-US 2020-03-31 7.0 6.85238 2.606819 4077.00 0.783083

Rentabilidad a 12 meses:
company_name
Wipro Limited Sponsored ADR 2.155506
Emerson Electric Co. 1.538308
Foot Locker, Inc. 1.178681
Taro Pharmaceutical Industries Ltd. 1.010346

Rentabilidad a 24 meses:
company_name
Wipro Limited Sponsored ADR 1.965071
Emerson Electric Co. 1.442472
Foot Locker, Inc. 0.731592
Taro Pharmaceutical Industries Ltd. 0.516117

Rentabilidad a 36 meses:
company_name
Wipro Limited Sponsored ADR 1.428154
Emerson Electric Co. 1.309558
Foot Locker, Inc. 0.943365
Taro Pharmaceutical Industries Ltd. 0.312734

Rentabilidad a 48 meses:
company_name
Emerson Electric Co. 1.863121
Wipro Limited Sponsored ADR 1.631882
Foot Locker, Inc. 0.769943

Media 12m en 2020: 1.47x → 47.07%
Media 24m en 2020: 1.16x → 16.38%
Media 36m en 2020: 1.00x → -0.15%
Media 48m en 2020: 1.42x → 42.16%
```

## Año 2021

En 2021, el modelo solo identificó una compañía que cumplía con los criterios simultáneos de fortaleza contable, salud financiera y valoración razonable. Esta escasa señal refleja un entorno de mercado complejo: tras el fuerte rebote post-COVID en 2020, los múltiplos se expandieron agresivamente en sectores de crecimiento, reduciendo el margen de seguridad fundamental

```
=====
17 AÑO: 2021 – EMPRESAS EXCEPCIONALES Y CONSISTENTES
=====

Empresas seleccionadas:
  company_name ticker signal_date f_score z_score dcf_margin entry_mcap score
Wipro Limited Sponsored ADR WIT-US 2021-01-29 7.0 5.67462 1.043021 26270.3 0.734125

Rentabilidad a 12 meses:
company_name
Wipro Limited Sponsored ADR 1.662737

Rentabilidad a 24 meses:
company_name
Wipro Limited Sponsored ADR 0.76896

Rentabilidad a 36 meses:
company_name
Wipro Limited Sponsored ADR 0.955262

Rentabilidad a 48 meses:
company_name
Wipro Limited Sponsored ADR 1.107972

✓ Media 12m en 2021: 1.66x → 66.27%
✓ Media 24m en 2021: 0.77x → -23.10%
✓ Media 36m en 2021: 0.96x → -4.47%
✓ Media 48m en 2021: 1.11x → 10.80%
```

## Año 2022

En 2022, el modelo identificó 11 compañías con alta calidad fundamental, solidez financiera y valoración atractiva. Todas las señales se generaron al cierre del ejercicio, en un entorno complejo marcado por alta inflación, subidas agresivas de tipos, corrección de activos de riesgo y la guerra en Ucrania. Pese a ello, el sistema logró seleccionar empresas con buena posición cíclica, márgenes defensivos y fuerte generación de caja, muchas de las cuales comenzaron a revalorizarse rápidamente en 2023.

### 17 AÑO: 2022 – EMPRESAS EXCEPCIONALES Y CONSISTENTES

#### Empresas seleccionadas:

company_name	ticker	signal_date	f_score	z_score	dcf_margin	entry_mcap	score
NVR, Inc.	NVR-US	2022-12-30	7.0	9.58316	1.245919	13088.20	1.083029
Atkore Inc	ATKR-US	2022-12-30	8.0	5.37729	1.112161	3215.18	1.034464
Sibanye Stillwater Limited Sponsored ADR	SBSW-US	2022-12-30	8.0	4.36345	1.850552	6615.57	1.031269
PulteGroup, Inc.	PHM-US	2022-12-30	7.0	4.30189	2.125749	8681.19	1.004653
Ternium S.A. Sponsored ADR	TX-US	2022-12-30	8.0	4.39961	3.278343	5376.87	0.987489
United Microelectronics Corp. Sponsored ADR	UMC-US	2022-12-30	7.0	4.09924	1.390585	14055.10	0.977532
West Fraser Timber Co. Ltd.	WFG-US	2022-12-30	8.0	5.27965	2.197561	6294.60	0.920895
EVERTEC, Inc.	EVTC-US	2022-12-30	9.0	5.19187	1.393787	2093.50	0.829318
Pentair plc	PNR-US	2022-12-30	7.0	4.72297	1.079535	6682.01	0.816756
Williams-Sonoma, Inc.	WSM-US	2022-12-30	7.0	5.54352	1.343450	7861.93	0.766737
Eagle Materials Inc.	EXP-US	2022-12-30	7.0	4.11350	1.247479	4039.05	0.734747

#### Rentabilidad a 12 meses:

company_name	
PulteGroup, Inc.	2.276177
Williams-Sonoma, Inc.	1.774631
Pentair plc	1.558275
Eagle Materials Inc.	1.437234
NVR, Inc.	1.409647
Ternium S.A. Sponsored ADR	1.372370
United Microelectronics Corp. Sponsored ADR	1.140060
EVERTEC, Inc.	1.135002
Atkore Inc	1.088228
West Fraser Timber Co. Ltd.	0.919825
Sibanye Stillwater Limited Sponsored ADR	0.369186

#### Rentabilidad a 24 meses:

company_name	
PulteGroup, Inc.	3.564452
Williams-Sonoma, Inc.	3.444824
Pentair plc	2.766929
Eagle Materials Inc.	2.585331
NVR, Inc.	2.205102
West Fraser Timber Co. Ltd.	1.173588
Ternium S.A. Sponsored ADR	1.162839
EVERTEC, Inc.	1.131195
United Microelectronics Corp. Sponsored ADR	0.991049
Atkore Inc	0.789539
Sibanye Stillwater Limited Sponsored ADR	0.301982

#### Rentabilidad a 36 meses:

Series([], )

#### Rentabilidad a 48 meses:

Series([], )

✓ Media 12m en 2022: 1.32x → 31.64%

✓ Media 24m en 2022: 1.83x → 82.88%

## Año 2023

En el ejercicio 2023, el modelo seleccionó 18 compañías que cumplían simultáneamente con los filtros de calidad contable, robustez financiera y márgenes de valoración atractivos. Las señales se distribuyeron a lo largo del año, aunque con un peso relevante en el último trimestre, en un contexto de tipos de interés aún elevados, expectativas de giro monetario y resiliencia macroeconómica en EE. UU.

=====

**AÑO: 2023 - EMPRESAS EXCEPCIONALES Y CONSISTENTES**

=====

### Empresas seleccionadas:

company_name	ticker	signal_date	f_score	z_score	dcf_margin	entry_mcap	score
Mueller Industries, Inc.	MLI-US	2023-12-29	8.0	9.67052	1.328599	4266.09	1.148288
Daqo New Energy Corp Sponsored ADR	DQ-US	2023-12-29	8.0	4.98673	3.180070	2269.64	1.086737
Gildan Activewear Inc.	GIL-US	2023-02-28	8.0	6.57510	1.350366	5247.54	1.071555
Atkore Inc	ATKR-US	2023-08-31	8.0	5.37729	1.122580	4502.61	1.034776
Yelp Inc.	YELP-US	2023-02-28	7.0	5.89617	1.477024	2157.29	1.020118
Ternium S.A. Sponsored ADR	TX-US	2023-01-31	8.0	4.39961	3.209925	5651.70	1.002603
West Fraser Timber Co. Ltd.	WFG-US	2023-01-31	8.0	5.27965	2.331686	6300.97	0.995524
Pentair plc	PNR-US	2023-01-31	7.0	4.72297	1.011993	7065.20	0.981767
United Microelectronics Corp. Sponsored ADR	UMC-US	2023-01-31	7.0	4.09924	1.356495	15146.30	0.976509
CF Industries Holdings, Inc.	CF-US	2023-08-31	9.0	4.63542	2.317194	11989.50	0.911117
Williams-Sonoma, Inc.	WSM-US	2023-03-31	7.0	5.54352	1.487421	7649.93	0.907832
Alpha Metallurgical Resources, Inc.	AMR-US	2023-11-30	9.0	6.72432	1.596786	2776.37	0.853774
NVR, Inc.	NVR-US	2023-05-31	9.0	10.62420	1.117415	16810.90	0.831232
Buckle, Inc.	BKE-US	2023-02-28	7.0	5.88192	1.409551	2201.66	0.765182
EVERTEC, Inc.	EVTC-US	2023-02-28	9.0	5.19187	1.341445	2201.88	0.759169
Eagle Materials Inc.	EXP-US	2023-01-31	7.0	4.11350	1.130543	4506.47	0.728833
BHP Group Ltd Sponsored American Depository Receipt Repr 2 Shs	BHP-US	2023-08-31	8.0	4.42954	2.167158	137756.00	0.702262
Sibanye Stillwater Limited Sponsored ADR	SBSW-US	2023-01-31	8.0	4.36345	1.968092	6642.26	0.434796

### Rentabilidad a 12 meses:

company_name	rentabilidad
Mueller Industries, Inc.	2.019438
Williams-Sonoma, Inc.	1.879037
Pentair plc	1.809356
Eagle Materials Inc.	1.660842
Yelp Inc.	1.502364
Ternium S.A. Sponsored ADR	1.488064
United Microelectronics Corp. Sponsored ADR	1.413285
NVR, Inc.	1.282267
EVERTEC, Inc.	1.172815
Gildan Activewear Inc.	1.147108
West Fraser Timber Co. Ltd.	1.145782
Alpha Metallurgical Resources, Inc.	1.015998
Buckle, Inc.	0.968750
CF Industries Holdings, Inc.	0.935795
Daqo New Energy Corp Sponsored ADR	0.923188
BHP Group Ltd Sponsored American Depository Receipt Repr 2 Shs	0.919696
Atkore Inc	0.856957
Sibanye Stillwater Limited Sponsored ADR	0.465366

### Rentabilidad a 24 meses:

Company name	rentabilidad
Williams-Sonoma, Inc.	3.357366
Pentair plc	2.599821
Eagle Materials Inc.	2.117428
Gildan Activewear Inc.	1.884332
Buckle, Inc.	1.443386
Yelp Inc.	1.330139
West Fraser Timber Co. Ltd.	1.112135
United Microelectronics Corp. Sponsored ADR	1.100257
Ternium S.A. Sponsored ADR	1.050480
EVERTEC, Inc.	0.932720

### Rentabilidad a 36 meses:

Series([], )

### Rentabilidad a 48 meses:

Series([], )

✓ Media 12m en 2023: 1.26x → 25.59%

✓ Media 24m en 2023: 1.69x → 69.28%

## Año 2024

Durante el año 2024, el modelo identificó un total de 11 compañías que cumplían simultáneamente con los filtros de calidad fundamental, fortaleza financiera y valoración razonable. Las señales se concentraron principalmente en los primeros meses del año, dentro de un entorno de desinflación progresiva, expectativas de recortes de tipos y repunte cíclico en sectores industriales y de consumo durable. A pesar de la dispersión de retornos, el conjunto muestra resultados positivos en promedio, con varios casos de fuerte validación temprana.

```
=====
17 AÑO: 2024 - EMPRESAS EXCEPCIONALES Y CONSISTENTES
=====

Empresas seleccionadas:
  company_name  ticker  signal_date  f_score  z_score  dcf_margin  entry_mcap  score
  Yelp Inc.     YELP-US  2024-12-31   9.0      8.18232  1.625841    2347.16    1.153333
  Enerplus Corporation  ERF-US  2024-02-29   9.0      4.92045  1.281003    3266.70    1.061441
  Builders FirstSource, Inc.  BLDR-US  2024-01-31   7.0      4.55722  1.149107    13385.60   0.981737
  CF Industries Holdings, Inc.  CF-US    2024-02-29   9.0      4.63542  2.246429    14357.90   0.975374
  Alpha Metallurgical Resources, Inc.  AMR-US  2024-01-31   9.0      6.72432  1.765524    2921.86    0.933212
  Acuity Brands, Inc.  AYI-US   2024-01-31   7.0      5.52084  1.297747    5012.61    0.923278
  Williams-Sonoma, Inc.  WSM-US   2024-04-30   7.0      5.41071  1.090393    12404.90   0.923090
  Mueller Industries, Inc.  MLI-US   2024-01-31   8.0      9.67052  1.377806    4280.84    0.896517
  Tenaris S.A. Sponsored ADR  TS-US    2024-11-29   9.0      5.92308  1.474173    17216.20   0.864665
  Eagle Materials Inc.  EXP-US   2024-01-31   8.0      4.09717  1.067225    5369.44    0.758707
  HF Sinclair Corporation  DINO-US  2024-02-29   8.0      4.10539  1.620511    9428.88    0.753461

Rentabilidad a 12 meses:
company_name
Mueller Industries, Inc.  1.717230
Acuity Brands, Inc.      1.447193
Eagle Materials Inc.     1.274913
CF Industries Holdings, Inc.  1.248579
Williams-Sonoma, Inc.    1.076857
Builders FirstSource, Inc.  0.830635
HF Sinclair Corporation    0.630133
Alpha Metallurgical Resources, Inc.  0.619396

Rentabilidad a 24 meses:
Series([], )

Rentabilidad a 36 meses:
Series([], )

Rentabilidad a 48 meses:
Series([], )

Media 12m en 2024: 1.11x → 10.56%
```

## Año 2025

En 2025, el modelo identificó cuatro compañías que superaron simultáneamente los filtros de fortaleza financiera, eficiencia operativa y valoración atractiva. El año comenzó con un entorno macroeconómico más estable que en ejercicios anteriores, aunque con crecimiento moderado y tensión geopolítica persistente.

```
=====
17 AÑO: 2025 - EMPRESAS EXCEPCIONALES Y CONSISTENTES
=====

Empresas seleccionadas:
  company_name  ticker  signal_date  f_score  z_score  dcf_margin  entry_mcap  score
    Yelp Inc.  YELP-US  2025-01-31    9.0    8.18232    1.694574    2284.26  1.155395
    Sylvamo Corporation  SLVM-US  2025-03-31    7.0    4.61133    2.583835    3240.48  1.026132
    Tenaris S.A. Sponsored ADR  TS-US  2025-01-31    9.0    5.92308    1.431359   19410.60  0.876548
    WNS (Holdings) Limited  WNS-US  2025-03-31    7.0    4.69279    1.408857    2190.96  0.675092
```

## Análisis individual de compañías

Se comparte un enlace en el que se puede ahondar más en cada compañía elegida. Es un análisis individual de cada una de las 169 compañías.

### [Compañías Analizadas](#)