Facultad de Ciencias Económicas y Empresariales
ICADE

CONSENSO DE ANALISTAS COMO FUNDAMENTAL PARA DETECTAR BURBUJAS EN MERCADOS FINANCIEROS

Autora: Marta Ruiz de Azúa Arévalo
Director: Javier Márquez Vigil

MADRID | Junio de 2026

Agradecimientos

En primer lugar, quiero expresar mi agradecimiento a Javier Márquez Vigil, por darme la oportunidad de elegir e investigar este tema. Esto me ha permitido profundizar en un área que no solo me ha interesado enormemente, sino que además he disfrutado mucho durante todo el proceso de desarrollo de este trabajo.

También quiero agradecer a Ramón Bermejo, por su tiempo, su paciencia y su ayuda con la plataforma Bloomberg. Su apoyo y disponibilidad para que aprendiese a utilizarla correctamente, y su ayuda cada vez que me encontraba atascada con la extracción de datos, han sido fundamentales para poder sacar adelante la parte práctica de esta investigación.

Quiero agradecer igualmente a mi hermano por haberme introducido en el mundo de la programación en RStudio y por haber estado siempre disponible para resolver mis dudas y guiarme cuando la elaboración del código se complicaba.

Por último, y de manera muy especial, quiero dar las gracias a mis padres por su apoyo incondicional durante toda la carrera, por tranquilizarme en los momentos de mayor presión y por la confianza ciega que siempre han tenido en mí y en mis capacidades. Sin ellos, este camino hubiese sido más complicado.

Resumen

Este trabajo analiza si el consenso de analistas puede utilizarse como una aproximación al valor fundamental de las empresas, y si sus distintas variables permiten explicar la rentabilidad futura de las acciones. Para ello, se estudian tres períodos diferenciados: la burbuja puntocom (1998-2002), un período de mayor estabilidad representado por 2015, y un período reciente correspondiente a 2025. Para la construcción de estas tres muestras, se seleccionan las empresas de mayor capitalización bursátil del índice Nasdaq con datos disponibles para los años 1999, 2015 y 2025.

En cuanto al análisis econométrico, realizado con datos procedentes de Bloomberg, como variable dependiente se emplea la rentabilidad trimestral futura, mientras que las variables explicativas principales son la media del consenso de beneficios por acción, la dispersión del consenso, las revisiones de los analistas, la interacción entre revisión negativa y cambio en la dispersión, la cobertura de analistas, y el endeudamiento como variable de control. La metodología aplicada consiste en modelos de regresión con efectos fijos por empresa y errores estándar clusterizados por empresa, con el objetivo de obtener inferencias robustas frente a heterocedasticidad y autocorrelación.

Los resultados muestran que la media del consenso de beneficios por acción es la única variable con relevancia empírica, aunque su signo no se mantiene estable entre los diferentes períodos. En conjunto, el trabajo concluye que el consenso de analistas contiene cierta información relevante sobre la rentabilidad futura de las empresas, pero su utilidad depende del contexto temporal y de la muestra empleada, y debe interpretarse con cautela.

***Palabras clave*:** consenso de analistas, valor fundamental, burbujas financieras, mercado bursátil, rentabilidad futura

Abstract

This study examines whether analyst consensus can be used as a proxy for companies' fundamental value and whether its different variables help explain future stock returns. To this end, three distinct periods are analyzed: the dot-com bubble (1998-2002), a more stable period represented by 2015, and a recent period corresponding to 2025. The three samples are constructed using the companies with the highest market capitalization in the Nasdaq index for which data are available for 1999, 2015, and 2025.

The econometric analysis, based on Bloomberg data, uses future quarterly returns as the dependent variable. The main explanatory variables are mean consensus earnings per share, consensus dispersion, analyst revisions, the interaction between negative revisions and changes in dispersion, analyst coverage, and leverage as a control variable. The methodology consists of regression models with firm fixed effects and firm-clustered standard errors, in order to obtain robust inference in the presence of heteroskedasticity and autocorrelation.

The results show that mean consensus earnings per share is the only variable with empirical relevance, although its sign is not stable across the different periods. Overall, the study concludes that analyst consensus contains some relevant information about future stock returns, but its usefulness depends on the time period and the sample used, and should therefore be interpreted with caution.

Keywords**:** analyst consensus, fundamental value, financial bubbles, stock market, future stock returns

Índice de Contenido

Introducción **8**

Estado de la Cuestión 8

Objetivos 8

Metodología 9

Estructura del Trabajo 9

Marco Teórico **10**

Las Burbujas Financieras y su Relación con los Objetivos de Desarrollo Sostenible 10

Definición y Cálculo de Fundamentales 11

Fundamentales más Comunes: los Dividendos 12

El Consenso de Analistas 13

Definición y Relevancia del Consenso de Analistas 13

Dispersión del Consenso de Analistas 14

Cobertura del Consenso de Analistas 16

Revisión del Consenso de Analistas 18

Metodología **20**

Selección Muestral 20

Modelo Econométrico e Hipótesis 23

Variable Dependiente 23

Variables Independientes 24

Herramientas 28

Construcción del Código para RStudio 28

Efectos Fijos de Empresa 28

Tratamiento de los Datos Ausentes 29

Diagnóstico de Heterocedasticidad y Autocorrelación 29

Diagnóstico de Multicolinealidad 31

Nomenclatura de las Variables en el Código 31

Resultados y Discusión **32**

Período de Burbuja (1998-2002) 32

Período Estable (2015) 32

Período de Actualidad (2025) 33

Contraste de Hipótesis y Discusión 34

Conclusiones 37

Declaración de Uso de Herramientas de Inteligencia Artificial Generativa en Trabajos Fin de Grado 40

Referencias Bibliográficas 42

Anexos 46

Anexo A. Empresas de Cada Muestra 46

Anexo B. Campos y Fórmulas de Bloomberg 47

Anexo C. Resultados Econométricos del Período de Burbuja (1998-2002) 51

Anexo D. Resultados Econométricos del Período de 2015 53

Anexo E. Resultados Econométricos del Período de 2025 54

Índice de Tablas

Tablas en Anexos

Tabla C1 51
Tabla C2 52
Tabla C3 52
Tabla C4 52
Tabla C5 52

Tabla D1 53
Tabla D2 53
Tabla D3 53
Tabla D4 54
Tabla D5 54

Tabla E1 54
Tabla E2 55
Tabla E3 55
Tabla E4 55
Tabla E5 56

Introducción

Estado de la Cuestión

Las burbujas financieras constituyen un fenómeno relevante por su capacidad para generar desviaciones importantes entre los precios de mercado y el valor fundamental de los activos. Cuando estallan, pueden derivar en episodios de crisis financiera, deterioro del empleo y pérdida de bienestar para quienes sufren sus consecuencias, afectando así al Objetivo de Desarrollo Sostenible (ODS) 8 (Hashimoto et ál., 2020; Kindleberger y Aliber, 2005; Organización de las Naciones Unidas [ONU], s. f.). Además, su análisis resulta especialmente complejo porque no existe una forma perfecta y siempre precisa de definir ni medir el valor fundamental. Aunque tradicionalmente la literatura ha utilizado los dividendos como una de las principales aproximaciones al valor fundamental de las acciones (Baumann y Janischewski, 2025), esta medida presenta limitaciones relevantes, ya que, por ejemplo, depende de la política de reparto de cada empresa, o puede no reflejar de forma precisa la evolución real de sus beneficios (Basse et ál., 2021; Wafi et ál., 2015).

Ante estas limitaciones, este trabajo plantea el estudio del consenso de analistas como una aproximación operativa alternativa al valor fundamental, al recoger expectativas profesionales sobre variables fundamentales de las empresas. De este modo, la investigación se sitúa en la necesidad de explorar medidas alternativas que permitan aproximar las expectativas fundamentales del mercado cuando las medidas tradicionales presentan limitaciones.

Objetivos

El objetivo principal es estudiar si el consenso de analistas puede utilizarse como una aproximación operativa al valor fundamental de las empresas. Para ello, se analizará si variables identificadas por la literatura previa, como la media de las estimaciones de beneficio por acción (BPA), la dispersión entre analistas, las revisiones del consenso, la interacción entre revisión y dispersión, y la cobertura de seguimiento, contienen información útil para explicar la rentabilidad futura de las acciones. Así, este análisis busca comprobar si la relación entre estas variables y la rentabilidad futura varía entre distintos contextos de mercado, con el fin de valorar si el consenso de analistas puede aportar señales útiles en contextos de posible sobrevaloración financiera.

Metodología

El estudio se basa en un enfoque deductivo y una metodología cuantitativa, mediante un modelo de regresión lineal múltiple con datos de panel. El enfoque es deductivo porque parte de relaciones teóricas previamente planteadas entre el consenso de analistas y la rentabilidad futura de las acciones, que posteriormente se contrastan empíricamente a través del modelo econométrico.

Este estudio trabaja con tres muestras diferenciadas: un período de burbuja financiera, correspondiente a 1998-2002; un período de mayor estabilidad, representado por el año 2015; y un período reciente, correspondiente a 2025. En cuanto a las variables del modelo, la dependiente es la rentabilidad trimestral futura de la acción, las independientes proceden del consenso de analistas, y el apalancamiento financiero se incorpora como variable de control. Además, el modelo incluye efectos fijos por empresa y errores estándar clusterizados por empresa, con el objetivo de obtener una inferencia más robusta ante posibles problemas de heterocedasticidad y autocorrelación. Así, el uso de una metodología cuantitativa resulta adecuado para el objetivo del trabajo, ya que permite analizar de forma estadística si las variables asociadas al consenso de analistas ayudan a explicar la rentabilidad futura de las acciones y si dicha relación cambia entre distintos contextos de mercado.

Las empresas seleccionadas se extrajeron con FactSet, a partir de las compañías de mayor capitalización bursátil del Nasdaq que presentaban información suficiente para las variables del estudio. Por su parte, los datos necesarios para la construcción de las variables se obtuvieron de Bloomberg. De este modo, FactSet se utilizó principalmente para la selección de la muestra, mientras que Bloomberg constituyó la fuente principal de los datos financieros y de consenso empleados en el modelo econométrico.

Estructura del Trabajo

En primer lugar, se desarrolla el marco teórico sobre las burbujas financieras, el concepto de valor fundamental y las limitaciones de los dividendos como medida tradicional, y después se analiza la relevancia del consenso de analistas y de sus principales dimensiones. Posteriormente, se presenta la metodología empleada, incluyendo las muestras, las variables, el modelo econométrico y el tratamiento de los datos. A continuación, se exponen y comparan los resultados obtenidos en los distintos períodos analizados, y finalmente se presentan la discusión y las conclusiones del estudio.

Marco Teórico

Las Burbujas Financieras y su Relación con los Objetivos de Desarrollo Sostenible

Las burbujas financieras no cuentan con una definición universal. Una de las primeras definiciones formales fue propuesta por Tirole (1982), quien especificó que "la burbuja de precios de cada operador activo se define como la diferencia entre el precio del mercado y su valor fundamental del mercado" (p. 1165).

Así, la literatura ha desarrollado distintos enfoques para identificarlas. Baumann y Janischewski (2025) señalaron que, por ejemplo, algunos se basan en la diferencia entre precio y valor fundamental, otros en el comportamiento observable de los precios, como subidas aceleradas y caídas abruptas, y otros en la identificación de episodios históricos reconocidos como burbujas, con un enfoque descriptivo y no predictivo. Por tanto, aunque no existe una definición universalmente aceptada, sí puede afirmarse que las burbujas financieras implican una desviación relevante entre el precio de mercado y un valor fundamental que refleje el importe intrínseco de un activo (Tirole, 1982).

La evolución de una burbuja financiera suele asociarse a un proceso acumulativo en el que una innovación, cambio económico o expectativa favorable atrae inicialmente la atención de los inversores. A medida que aumenta la confianza, la entrada de capital y el crecimiento de los precios pueden reforzarse mutuamente, hasta generar una dinámica de euforia en la que el precio del activo se aleja progresivamente de su valor fundamental. El problema aparece cuando se revela que las expectativas de los inversores no se correspondían con la realidad económica subyacente, lo que puede derivar en ventas masivas, caída abrupta de precios y efectos negativos sobre el sistema financiero, el crédito, las empresas, el empleo y el bienestar social (Kindleberger y Aliber, 2005). Así, esta secuencia muestra que las burbujas son relevantes por sus consecuencias económicas.

Dichas consecuencias, de entre los ODS de la Agenda 2030, se relacionan negativamente con el ODS 8, relacionado con la mejora del crecimiento económico, la generación de empleo y el fomento de unas condiciones laborales dignas y sostenibles (ONU, s. f.). Aun así, las burbujas financieras no siempre impiden el crecimiento económico, ya que durante su fase expansiva pueden incluso coincidir con aumentos de la inversión, del consumo y de la actividad económica. El problema aparece cuando esta expansión se apoya en expectativas excesivamente optimistas y en una dinámica de precios insostenible. En ese momento, el estallido de la burbuja puede generar caídas

abruptas de precios, ventas forzadas de activos, restricciones de crédito, quiebras empresariales, ralentización de la actividad económica y aumento del desempleo (Hashimoto et ál., 2020; Kindleberger y Aliber, 2005).

Por tanto, aunque las burbujas financieras pueden repercutir en otros objetivos de la Agenda 2030, en este trabajo su relación más directa se establece con el ODS 8. Así, comprender los mecanismos de formación de burbujas y desarrollar herramientas que permitan su detección temprana no solo constituye un problema teórico relevante, sino también una cuestión alineada con los principios de sostenibilidad económica de la Agenda 2030.

Definición y Cálculo de Fundamentales

Con el valor fundamental de un activo sucede algo similar a lo que ocurre con las burbujas financieras: no existe una definición única y universal, sino distintas aproximaciones según el marco teórico utilizado. Baumann y Janischewski (2025), en su revisión sistemática de la literatura, identificaron varias formas de entender el valor fundamental, que pueden agruparse en distintos bloques.

En dicha revisión, la aproximación más habitual define el valor fundamental como el valor presente descontado de los flujos de caja futuros esperados de un activo. En el caso de las acciones, estos flujos suelen asociarse principalmente a los dividendos, aunque pueden variar según el tipo de activo analizado. Además de esta definición, estos mismos autores identificaron otras aproximaciones al valor fundamental empleadas en la literatura, entre las que se encuentran las basadas en flujos de caja históricos, medidas de utilidad económica del activo, magnitudes contables, indicadores de valoración empresarial, precios de equilibrio competitivo, estimaciones heurísticas o econométricas y valores definidos de forma exógena (Baumann y Janischewski, 2025).

En resumen, existe una gran variedad de definiciones de valor fundamental, cuya formulación depende del marco teórico adoptado y del contexto económico en el que se aplique. Esta diversidad es relevante porque la identificación de una posible desviación entre el precio de mercado y el valor fundamental depende en parte de la medida utilizada como referencia.

Fundamentales más Comunes: los Dividendos

Dentro de las distintas formas de aproximar el valor fundamental, los dividendos han ocupado tradicionalmente un papel central en la literatura financiera. En concreto, y como ya se ha mencionado, el modelo de valor presente de flujos de caja es una de las aproximaciones más comunes para definir el valor fundamental, siendo los dividendos uno de los flujos de caja más empleados en el caso de las acciones y un *proxy* habitual en la literatura sobre burbujas financieras (Basse et ál., 2021; Baumann y Janischewski, 2025).

Sin embargo, el principal problema de utilizar dividendos como valor fundamental es que obliga a transformar una idea teóricamente clara en una estimación muy exigente. Su aplicación requiere asumir que las empresas podrán mantener pagos futuros y que existirá cierta estabilidad en la política de reparto, además de que debería poder estimarse con cierta fiabilidad la rentabilidad exigida por los inversores. Por ello, aunque tiene una base teórica sólida, su utilidad se reduce cuando, por ejemplo, una empresa modifica o interrumpe sus pagos al accionista (Wafi et ál., 2015).

Este problema se acentúa porque los dividendos no se derivan únicamente de la rentabilidad empresarial, sino que también responden a decisiones estratégicas de la dirección, fenómeno conocido como suavizamiento de dividendos. Así, una empresa puede mejorar sus beneficios sin aumentar sus dividendos en la misma proporción, o evitar reducciones bruscas para no transmitir una señal negativa al mercado. Por ello, los dividendos observados pueden evolucionar de forma más estable que los beneficios y no reflejar con precisión la situación económica real de la empresa. Además, si los dividendos observados permanecen relativamente estables mientras los precios aumentan con fuerza, puede parecer que existe una desconexión importante entre el precio y el valor fundamental de un activo, aunque dicha desconexión no necesariamente implique la existencia de una burbuja (Basse et ál., 2021).

Aunque la literatura ha planteado alternativas para corregir algunas de estas limitaciones, como el uso de modelos de valoración basados en variables contables o dividendos hipotetizados a partir de beneficios (Basse et ál., 2021; Wafi et ál., 2015), sigue resultando útil considerar otras herramientas para aproximar el valor fundamental,

ya que ninguna medida está exenta de limitaciones y la investigación puede contribuir a identificar alternativas más adecuadas.

El Consenso de Analistas

Aunque ninguna variable utilizada para aproximar el valor fundamental de un activo es completamente precisa, el consenso de analistas puede resultar útil como *proxy* del valor fundamental, al recoger expectativas profesionales sobre la evolución futura de las empresas. Para ello, primero se explicará qué es el consenso de analistas y cuáles son sus principales características.

Definición y Relevancia del Consenso de Analistas

Los analistas financieros cumplen una función relevante como intermediarios de información en los mercados financieros, ya que recopilan, interpretan y transforman información pública y privada sobre las empresas en previsiones útiles para los inversores. Estas previsiones suelen referirse a variables como los beneficios futuros, el BPA o el precio objetivo de una compañía. En este contexto, el consenso de analistas puede entenderse como una medida agregada de las expectativas emitidas por los distintos analistas que siguen una empresa. De forma operativa, el consenso de estimación de beneficios suele construirse a partir de las previsiones de BPA emitidas por los analistas que siguen una empresa (CFA Institute, 2021a; Gim et ál., 2024). Además, este tipo de información está ampliamente disponible para los inversores individuales a través de plataformas financieras como Bloomberg o Yahoo Finance, lo que explica su uso frecuente en la toma de decisiones de inversión (Gim et ál., 2024).

No obstante, el consenso no tiene por qué calcularse siempre de la misma manera. En algunos trabajos se define, por ejemplo, como la mediana de las estimaciones individuales (CFA Institute, 2021a; Frijns et ál., 2025). Esto muestra que el concepto de consenso puede variar ligeramente según el contexto empírico, aunque mantiene una idea común: recoger una expectativa agregada del mercado a partir de las estimaciones individuales disponibles.

La principal diferencia entre el consenso y una previsión individual es que el consenso no depende de la opinión aislada de un único analista, sino que combina varias estimaciones disponibles sobre una misma empresa. Esta agregación puede ser útil porque cada analista puede cometer errores propios, derivados de su información disponible,

experiencia, sesgos o incentivos. Al reunir varias previsiones, parte de esos errores tiende a compensarse, de modo que el consenso puede ofrecer una señal más estable que una estimación individual. Esta lógica se relaciona con el mecanismo de la sabiduría de las masas, según el cual la combinación de múltiples opiniones puede mejorar la calidad de la estimación agregada (Michaely et ál., 2021). Por otra parte, estos últimos autores señalaron que, incluso cuando existen analistas con mayor calidad histórica, no siempre resulta evidente que seguir únicamente sus previsiones sea preferible. Esto se debe a que la precisión pasada no tiene por qué mantenerse en el futuro. Por ello, el consenso puede actuar como una referencia más prudente que una previsión individual, aunque la clasificación de los analistas como "de mayor calidad" debe interpretarse con cautela.

En conjunto, estos trabajos permiten entender el consenso de analistas como una medida agregada de expectativas que resume la información contenida en múltiples previsiones individuales (CFA Institute, 2021a; Frijns et ál., 2025; Gim et ál., 2024). Su relevancia no procede únicamente de ofrecer una estimación común sobre los beneficios futuros de una empresa, sino también de su capacidad para reducir parte del ruido asociado a errores individuales y servir como referencia para los inversores (Michaely et ál., 2021). No obstante, siempre debe interpretarse con cautela, ya que el hecho de que el consenso recoja información relevante no implica necesariamente que permita anticipar de forma perfecta la evolución futura del mercado, especialmente si dicha información ya ha sido incorporada por este mismo (Fama, 1970). A continuación, se desarrollarán algunas características del consenso de analistas que aportan información adicional, como el grado de desacuerdo entre los analistas, el número de analistas que cubren una empresa o los cambios posteriores en sus previsiones.

Dispersión del Consenso de Analistas

Una de las características del consenso de analistas es el grado de desacuerdo entre ellos. Esta idea se recoge mediante la dispersión de las previsiones, que mide cuánto se separan entre sí las estimaciones individuales. En términos sencillos, si todos los analistas publican previsiones muy parecidas, la dispersión será baja; si sus previsiones son muy diferentes, la dispersión será alta (CFA Institute, 2021a; Frijns et ál., 2025; Michaely et ál., 2021).

Frijns et ál. (2025) utilizaron la dispersión de las previsiones de los analistas como una forma de aproximar la transparencia de la información a la que tienen acceso. En concreto, interpretaron la dispersión como un indicador de opacidad informativa, es decir, como una señal de mayor dificultad para valorar correctamente una situación o activo. En esta misma línea, Eliwa et ál. (2021) estudiaron el entorno informativo de los analistas a partir de tres variables: el número de analistas que siguen una empresa, la dispersión de sus previsiones y la precisión de dichas previsiones. En su análisis, una mayor calidad de los beneficios contables se asociaba con más seguimiento por parte de analistas, menor dispersión y previsiones más precisas.

Además, Chourou et ál. (2021) mostraron que la incertidumbre de política económica incrementaba tanto los errores de previsión como la dispersión entre analistas. Esto sugiere que, cuando el entorno económico o regulatorio es más incierto, los analistas tienen más dificultades para anticipar los resultados futuros de las empresas y sus estimaciones se vuelven menos homogéneas.

Por último, la dispersión entre analistas también puede aportar información relevante sobre las empresas que los analistas estudian. De esta manera, Michaely et ál. (2021) observaron que la dispersión de las previsiones no solo refleja desacuerdo entre analistas, sino que también puede actuar como una señal de incertidumbre en torno a la evaluación y evolución futura de la empresa. En concreto, un mayor desacuerdo puede indicar que existen dudas sobre la capacidad de la empresa para generar beneficios, sobre cómo valorar correctamente el precio de sus acciones o sobre la existencia de asimetría informativa, es decir, de diferencias en la información disponible entre los propios analistas. Además, estos autores no solo analizaron la dispersión del conjunto de analistas, sino también la dispersión existente entre los analistas de mayor calidad, definidos a partir de su precisión histórica en las previsiones. Esta distinción es relevante porque, si incluso los analistas que han demostrado mayor capacidad predictiva discrepan entre sí, el desacuerdo puede interpretarse como una señal más fuerte de incertidumbre real sobre la empresa, y no simplemente como ruido derivado de analistas menos precisos.

Por todo ello, la dispersión complementa al consenso de analistas, ya que permite observar si esa expectativa está respaldada por un acuerdo amplio entre analistas o si, por el contrario, existe un elevado desacuerdo (CFA Institute, 2021a; Frijns et ál., 2025; Michaely et ál., 2021). Esta distinción es relevante porque dos empresas pueden presentar

una expectativa agregada similar y, sin embargo, mostrar niveles de dispersión muy distintos en sus previsiones individuales. Por tanto, el consenso puede resultar insuficiente si se analiza de forma aislada, ya que no permite observar por sí solo el grado de acuerdo existente entre los analistas (Michaely et ál., 2021). Asimismo, una alta dispersión advierte de la necesidad de analizar las posibles causas de ese desacuerdo, que pueden estar relacionadas con la calidad y transparencia de la información contable de la empresa, o con la incertidumbre del entorno económico o de la propia empresa (Chourou et ál., 2021; Eliwa et ál., 2021; Frijns et ál., 2025; Michaely et ál., 2021). Para este trabajo, esta variable es relevante porque una alta dispersión puede indicar que el valor fundamental de una empresa es más difícil de estimar con precisión, algo especialmente importante en contextos de posible sobrevaloración o de burbuja.

Cobertura del Consenso de Analistas

Otra característica relevante del consenso es la cobertura de analistas, entendida como el número de analistas financieros que siguen una empresa y publican previsiones sobre ella. Esta variable no se refiere al contenido de las estimaciones, sino al nivel de seguimiento profesional que recibe una compañía. En este sentido, una mayor cobertura implica que existe un mayor número de analistas recopilando y analizando información sobre una empresa (Eliwa et ál., 2021). Estos autores, en su estudio, observaron que las empresas con mayor calidad de información de beneficios presentaban una mayor cobertura, lo que indica que los analistas tienden a seguir en mayor medida a aquellas compañías cuya información contable resulta más útil y transparente para elaborar previsiones. De esta manera, la cobertura no solo refleja cuántos analistas observan una empresa, sino que también puede aportar información sobre hasta qué punto esa empresa ofrece condiciones adecuadas para ser analizada y valorada por el mercado.

Sin embargo, una mayor cobertura no significa necesariamente que el consenso sea más fiable. El número de analistas amplía el seguimiento de una empresa, pero la utilidad de ese seguimiento depende también de quién realiza las previsiones y de lo difícil que sea valorar la compañía. En primer lugar, no todos los analistas aportan la misma calidad informativa: en empresas seguidas por muchos analistas, diferenciar entre analistas según su calidad puede aportar información adicional, ya que las estimaciones de los analistas más precisos históricamente pueden superar al consenso de analistas general (Michaely et ál., 2021). En segundo lugar, aunque existan más analistas

estudiando una empresa, sus previsiones pueden ser menos útiles cuando dicha empresa presenta una elevada incertidumbre informativa, ya que en esos casos la calidad de las previsiones tiende a disminuir (Astaíza-Gómez, 2025). Por tanto, más cobertura no implica necesariamente una valoración más precisa.

Hasta ahora, la cobertura se ha explicado como el número de analistas que siguen a una empresa concreta. Sin embargo, también puede expresarse con respecto al mercado en su conjunto, es decir, si el mercado está recibiendo mucha o poca atención por parte de los analistas. Hou y Hu (2023) estudiaron esta idea y observaron que, cuando la atención de los analistas era mayor a nivel general, el mercado mostraba menor incertidumbre sobre el futuro, menor volatilidad de los flujos de caja, y menor intensidad de respuestas de los inversores relacionadas con sesgos psicológicos, como por ejemplo la sobrerreacción a las noticias. Esta evidencia es relevante para el análisis de posibles procesos de sobrevaloración, porque sugiere que un mayor seguimiento por parte de analistas puede ayudar a reducir la incertidumbre y a limitar comportamientos de mercado menos racionales.

Por último, la cobertura también puede influir en la velocidad con la que el mercado procesa e incorpora nueva información, una idea relacionada con la hipótesis de eficiencia de mercado, según la cual los precios tienden a reflejar la información disponible con rapidez (Fama, 1970). Hou et ál. (2016) analizaron las revisiones de previsiones de beneficios de los analistas y observaron que, cuando una empresa tenía mayor cobertura, el precio tendía a ajustarse antes a los cambios en las expectativas de beneficios. En cambio, cuando la cobertura era reducida, la información solía circular de forma más lenta, haciendo que el precio tardase más en ajustarse a las nuevas expectativas. Esta idea es relevante para el análisis de posibles procesos de sobrevaloración, ya que una incorporación lenta de la información puede permitir que los precios permanezcan durante más tiempo alejados de una valoración razonable.

En conjunto, la cobertura de analistas resulta relevante porque permite aproximar el nivel de seguimiento profesional que recibe una empresa y la cantidad de información externa disponible sobre ella. Así, una mayor cobertura puede asociarse con un entorno informativo más favorable, ya que las empresas con mayor calidad de beneficios tienden a atraer a más analistas (Eliwa et ál., 2021). Además, cuando la atención de los analistas es elevada a nivel general del mercado, puede reducirse parte de la incertidumbre y la

intensidad de algunas conductas vinculadas a sesgos de los inversores (Hou y Hu, 2023). Por ello, la cobertura no debe entenderse únicamente como una señal positiva, sino como una variable que permite observar cuánto seguimiento profesional recibe una empresa y hasta qué punto ese seguimiento puede ayudar a reducir la incertidumbre sobre su valoración, aunque su utilidad dependerá de la calidad de los analistas y de la información disponible sobre la empresa (Astaíza-Gómez, 2025; Eliwa et ál., 2021; Michaely et ál., 2021).

Revisión del Consenso de Analistas

Otra característica relevante del consenso de analistas es su revisión a lo largo del tiempo. Mientras que el consenso refleja una expectativa agregada en un momento concreto, su revisión permite observar si esa expectativa inicial se mantiene, mejora o empeora con el paso del tiempo y conforme aparece nueva información sobre la empresa. En la práctica, esta variable suele construirse a partir de los cambios en las previsiones de beneficios, especialmente del BPA. Por tanto, una revisión positiva indica que los analistas están mejorando sus expectativas sobre los beneficios futuros de la empresa, mientras que una revisión negativa apunta a una valoración menos favorable de sus perspectivas. Además, las revisiones a la baja pueden tener una relevancia especial, porque el mercado no siempre interpreta igual las señales positivas y negativas. Así, ante una mejora en las previsiones, el mercado puede esperar señales adicionales antes de asumir que la situación de la empresa ha mejorado de forma sólida, para evitar tomar decisiones basadas en revisiones que en ocasiones se perciben como meramente optimistas, sin respaldo objetivo. Por el contrario, una revisión negativa puede tener más influencia porque obliga a reconsiderar una expectativa previa que era más favorable; por ello, las revisiones negativas pueden provocar una respuesta más apremiante por parte del mercado que las revisiones positivas (Cen et ál., 2017; Hou et ál., 2016).

La revisión del consenso también es relevante porque puede estar relacionada con la evolución posterior del precio de las acciones. En este sentido, las revisiones funcionan como una señal sobre la dirección en la que se están desplazando las expectativas del mercado respecto a los beneficios futuros de la empresa. En un mercado plenamente eficiente, esta información debería incorporarse al precio de forma inmediata (Fama, 1970). Sin embargo, la literatura muestra que esto no siempre ocurre, ya que los precios pueden ajustarse de forma gradual. Este fenómeno se conoce como infrarreacción y

significa que la revisión puede seguir teniendo efecto sobre el precio después del momento inicial en que se conoce la noticia, ya que la información no se absorbe por completo desde que se conoce en un primer momento (Cen et ál., 2017; Hou et ál., 2014; Hou et ál., 2016). Una explicación de esta infrarreacción es el sesgo de conservadurismo. Este sesgo implica que los inversores no siempre modifican de forma inmediata su valoración de una empresa, incluso cuando aparece información relevante; por ello, aunque una revisión al alza o a la baja aporte una señal útil sobre los beneficios esperados, el precio puede necesitar un ajuste posterior (Hou et ál., 2014).

Así, la literatura ha mostrado que la revisión del consenso de analistas se correlaciona positivamente con las rentabilidades futuras, es decir, que las revisiones al alza tienden a anticipar rendimientos posteriores más elevados, mientras que las revisiones a la baja apuntan a rentabilidades posteriores más reducidas. Esta relación se interpreta como una señal de infrarreacción a las noticias de beneficios, ya que el hecho de que las revisiones anticipen rentabilidades futuras sugiere que el mercado no incorpora completamente la información inmediatamente después de la revisión (Cen et ál., 2017; Hou et ál., 2014). Paralelamente, Hou et ál. (2016) encontraron evidencia en el mercado canadiense de que las revisiones de beneficios se aprovechaban en estrategias de inversión, al comprar acciones de empresas con revisiones positivas, y vender acciones de aquellas con revisiones negativas, obteniendo resultados significativos. En conjunto, estos resultados indican que las revisiones del consenso pueden tener valor predictivo sobre las rentabilidades futuras cuando el precio tarda en incorporar completamente la información contenida en ellas.

Además, el efecto de las revisiones puede depender del nivel de incertidumbre informativa. De esta manera, cuando una empresa es más difícil de analizar, una revisión de beneficios puede tener más capacidad para cambiar la percepción del mercado, porque los inversores cuentan con menos referencias claras para valorar si esa nueva información confirma o modifica la situación previa de la compañía. Siguiendo esta lógica, una empresa con alta incertidumbre pero revisiones al alza puede generar rentabilidades superiores a las de una empresa con baja incertidumbre y revisiones al alza: esto puede deberse no solo al mayor riesgo, sino también a que, en empresas más inciertas, una revisión ayuda a formar la percepción del mercado sobre las perspectivas futuras de las empresas y activos (Hou et ál., 2014).

Por último, en cuanto a la relación de la revisión con otras características, Cen et ál. (2017) observaron que el aumento del desacuerdo entre analistas solo resulta útil para anticipar rendimientos negativos cuando la revisión del consenso es a la baja. Esto significa que la dispersión no tiene el mismo efecto en cualquier contexto, sino que adquiere relevancia especialmente cuando los analistas empeoran sus previsiones. La lógica detrás de este hallazgo es que, ante noticias desfavorables, la combinación de la infrarreacción de los inversores y las restricciones a las ventas en corto puede dificultar que el precio refleje plenamente la información negativa desde el inicio, y por ello que las acciones queden sobrevaloradas. Como consecuencia, el ajuste a la baja puede producirse de forma gradual, a medida que el mercado incorpora mejor el deterioro de las expectativas. Por ello, una revisión negativa acompañada de alto desacuerdo puede actuar como una señal especialmente relevante para anticipar caídas posteriores en el precio.

En conjunto, la revisión del consenso de analistas aporta una dimensión dinámica a este último. Mientras que la media del consenso permite observar cuál es la previsión agregada en un momento concreto, la revisión muestra cómo cambia esa expectativa, por ejemplo, cuando aparece nueva información sobre la empresa. Por ello, esta variable resulta relevante para analizar si las expectativas fundamentales de los analistas se están incorporando correctamente al precio o si existe un retraso en ese ajuste, algo especialmente relevante en contextos de posible sobrevaloración o burbuja. Además, la evidencia previa sugiere que este efecto puede intensificarse en contextos de mayor incertidumbre informativa o desacuerdo entre analistas (Cen et ál., 2017; Hou et ál., 2014; Hou et ál., 2016).

Metodología

Selección Muestral

El presente trabajo plantea un estudio empírico orientado a analizar si determinadas variables del consenso de analistas contienen información útil para explicar la rentabilidad futura de las acciones. Para ello, el análisis se organiza en tres muestras, definidas por tres períodos temporales: el período de burbuja puntocom, comprendido entre 1998 y 2002 (Basse et ál., 2021); un período de mayor estabilidad, representado por el año 2015; y un período reciente, correspondiente a 2025.

La elección de 2015 como período de comparación no implica considerarlo un año completamente exento de tensiones financieras, sino utilizarlo como una referencia de mayor estabilidad relativa frente al episodio puntocom. En este sentido, en junio de 2015, el índice Nasdaq Composite volvió a situarse por encima del máximo registrado en marzo de 2000, momento asociado al pico de la burbuja puntocom. Por tanto, 2015 permite analizar un contexto posterior al ajuste de la burbuja puntocom, en el que el mercado tecnológico ya había recuperado los niveles previos a su estallido (Agrawal, 2015).

Por último, se incorpora el período reciente de 2025 porque el contexto actual ha vuelto a abrir el debate sobre una posible sobrevaloración de determinadas compañías tecnológicas vinculadas al auge de la inteligencia artificial (IA). Esta preocupación responde a que una parte importante del mercado ha empezado a cuestionar si las expectativas generadas alrededor de la IA justifican plenamente los precios alcanzados por algunas grandes compañías tecnológicas. Así, algunos inversores ven similitudes con la burbuja puntocom, especialmente por el protagonismo repetido de las empresas tecnológicas, las elevadas valoraciones y la incertidumbre sobre si las inversiones actuales en IA acabarán generando beneficios suficientes en el futuro (Ahmed, 2025; Oguh y McGee, 2025).

No obstante, esta comparación debe matizarse. A diferencia de muchas empresas tecnológicas de finales de los noventa, varias de las compañías que actualmente lideran el mercado ya mostraban una actividad consolidada e ingresos relevantes antes del auge reciente provocado por la IA. Por eso, parte del mercado interpreta que no se trata necesariamente de una burbuja clásica, sino de una situación más ambigua: la IA puede representar una innovación real y, al mismo tiempo, generar ciertos excesos de valoración si las expectativas acaban siendo demasiado optimistas (Oguh y McGee, 2025).

En cuanto a la muestra empresarial del estudio, se seleccionan empresas de elevada capitalización bursátil, con especial atención a compañías tecnológicas, debido a su protagonismo tanto durante la burbuja puntocom como en el mercado actual. Por este motivo, se toma como referencia el índice Nasdaq, ya que concentra una parte relevante de las principales empresas tecnológicas y permite construir muestras comparables entre los distintos períodos analizados. Así, para el período de burbuja se seleccionan las 15 empresas con mayor capitalización bursátil del índice en 1999, mientras que para 2015 y

2025 se incorporan las 40 empresas con mayor capitalización bursátil, siempre que dispongan de información suficiente sobre las variables del estudio.

Esta diferencia en el número de empresas responde a la distinta amplitud temporal de las muestras: el período 1998-2002 contiene más observaciones trimestrales por empresa, mientras que 2015 y 2025 son años individuales, por lo que se amplía el número de compañías para disponer de una muestra suficiente en cada período. Desde un punto de vista estadístico, esta decisión se relaciona con la importancia del tamaño muestral para reducir el error estándar y mejorar la precisión de las estimaciones. Además, contar con un número suficiente de observaciones refuerza la validez de la inferencia estadística, en línea con la lógica del Teorema del Límite Central, según el cual, como regla práctica, muestras superiores a 30 observaciones permiten aproximar mejor la distribución de la media muestral a una distribución normal (CFA Institute, 2021a). No obstante, aumentar el tamaño muestral incorporando más años no siempre sería adecuado, ya que podría suponer combinar datos procedentes de contextos diferentes, reduciendo la homogeneidad de la muestra. Por ello, en este trabajo se opta por mantener definidos los períodos de análisis y aumentar el número de empresas en los años individuales, equilibrando precisión estadística, disponibilidad de datos y homogeneidad de la muestra (CFA Institute, 2021a, 2021c).

Además, se opta por emplear empresas con alta capitalización porque suelen contar con mayor seguimiento de analistas y mayor disponibilidad de datos históricos, lo que permite construir con mayor fiabilidad las variables del estudio (CFA Institute, 2021b; Eliwa et ál., 2021). Por otro lado, de entre los años que comprende la burbuja puntocom, se escogió 1999 porque fue el período en el que las cotizaciones comenzaron a experimentar un crecimiento especialmente acelerado, con el objetivo de captar un mayor número de empresas potencialmente afectadas por una posible desconexión entre el valor fundamental y el precio de mercado (CFA Institute, 2021c; Kindleberger y Aliber, 2005).

De este modo, la comparación entre estos períodos permite observar si la relación entre las variables del consenso y la rentabilidad futura cambia entre un contexto de exuberancia financiera, un período de mayor estabilidad y un entorno actual con posible sobrevaloración.

Modelo Econométrico e Hipótesis

Para poder desarrollar el estudio empírico, es necesario definir previamente las variables que se utilizarán en el análisis. Dado que el objetivo del trabajo es analizar la relación entre el consenso de analistas y la rentabilidad futura de las acciones, las variables explicativas se centran en las previsiones de beneficios de los analistas y en algunas características asociadas a dichas previsiones.

En concreto, el estudio tendrá en cuenta la media del consenso de BPA, la revisión del consenso, la dispersión entre analistas y la cobertura de seguimiento. Estas variables permiten analizar la expectativa agregada sobre los beneficios futuros, su evolución, el grado de desacuerdo entre analistas y el nivel de seguimiento profesional de cada empresa.

Por otro lado, el estudio incluirá como variable de control el apalancamiento financiero, con el objetivo de tener en cuenta el nivel de riesgo financiero de cada empresa a partir de datos contables observables.

Finalmente, la variable dependiente será la rentabilidad trimestral futura de la acción, lo que permite estudiar si las variables derivadas del consenso contienen información útil para explicar la evolución posterior del precio, y si esta relación cambia entre los distintos períodos analizados.

Una vez definidas las variables, el análisis empírico se estimará mediante un modelo de regresión lineal múltiple, técnica adecuada para analizar la relación entre una variable dependiente continua y varias variables explicativas (CFA Institute, 2021b):

$$\text{Rentabilidad}_{i,t+1} = \alpha + \beta_1 \text{Consenso}_{i,t} + \beta_2 \text{Dispersión}_{i,t} + \beta_3 \text{Revisión}_{i,t} + \beta_4 \text{Interacción (}\textit{Dummy}\text{ Revisión Negativa*Dispersión)}_{i,t} + \beta_5 \text{Cobertura}_{i,t} + \beta_6 \text{Apalancamiento}_{i,t} + \varepsilon_{i,t}$$

donde “i” es la empresa y “t” cada fecha final de cada trimestre.

Variable Dependiente

La variable dependiente del estudio se determina con la rentabilidad trimestral de la acción. Esta variable permite observar cómo evoluciona el precio de mercado después de medir las variables del consenso de analistas y, por tanto, analizar si las expectativas

recogidas en un momento concreto tienen relación con el comportamiento posterior de la acción. Su elección se justifica porque la literatura previa ha utilizado las rentabilidades posteriores para estudiar si la información contenida en el consenso y en sus revisiones se incorpora de forma inmediata al precio o si, por el contrario, existe un ajuste gradual durante los meses siguientes (Cen et ál., 2017; CFA Institute, 2021a; Hou et ál., 2014; Hou et ál., 2016).

Esta variable se calcula como la variación porcentual del precio de cierre de la acción entre un trimestre y el siguiente. Así, las variables explicativas se miden en un momento *t*, mientras que la rentabilidad se observa en el trimestre posterior (*t*+1). Esto permite mantener una coherencia temporal entre las previsiones de los analistas y la evolución posterior del precio, ya que, si ambas se midieran en el mismo período, no se estaría analizando propiamente la capacidad predictiva del consenso. Además, esta estructura temporal permite reducir posibles problemas de simultaneidad y causalidad reversa entre las variables independientes y la rentabilidad futura (CFA Institute, 2021a, 2021b; Eliwa et ál., 2021; Hou et ál., 2016).

Por último, la frecuencia trimestral resulta adecuada porque permite captar cambios en las expectativas de los analistas conforme se actualiza la información disponible sobre las empresas (Astaíza-Gómez, 2025; CFA Institute, 2021c). Además, frente a una frecuencia anual, permite observar mejor si los cambios del consenso se trasladan posteriormente a la rentabilidad de la acción y si este proceso es diferente en períodos de burbuja y períodos de mayor estabilidad.

Variables Independientes

Consenso Medio de BPA. Esta variable se utiliza como aproximación operativa a los fundamentales de la empresa y se mide mediante la media de las estimaciones individuales del BPA ajustado realizadas por los analistas (CFA Institute, 2021b).

A partir de lo anterior, se plantea que aquellas empresas con una mayor media del consenso de BPA presentarán una mayor rentabilidad trimestral futura, ya que unas expectativas más favorables sobre los beneficios podrían traducirse en mejores resultados reales para la empresa. Por tanto, se formula la siguiente hipótesis:

H1: La media del consenso de BPA se relaciona positivamente con la rentabilidad futura de la acción (H_1: $\beta_1 > 0$).

Dispersión del Consenso de Analistas. En este trabajo, la dispersión del consenso se mide como la desviación típica de las estimaciones individuales de BPA, dividida entre el precio de mercado de la acción al final de cada trimestre. Esta normalización permite comparar mejor la dispersión entre empresas de distinto tamaño y con distintos niveles de precio, ya que expresa el desacuerdo de los analistas en relación con el valor de mercado de la acción. Así, esta variable recoge el desacuerdo entre analistas de forma comparable entre empresas (CFA Institute, 2021b; Chourou et ál., 2021; Eliwa et ál., 2021; Michaely et ál., 2021).

En este trabajo se espera que una mayor dispersión del consenso se relacione negativamente con la rentabilidad futura de la acción, ya que puede indicar una mayor incertidumbre sobre el valor fundamental de la empresa. Por tanto, se formula la siguiente hipótesis:

H2: La dispersión del consenso de BPA se relaciona negativamente con la rentabilidad futura de la acción (H_2: $\beta_2 < 0$).

Revisión del Consenso de Analistas. La revisión del consenso de analistas se incluye como una variable independiente que permite captar la dirección agregada de los cambios en las previsiones de los analistas durante cada trimestre. Siguiendo la metodología de Hou et ál. (2016), esta variable se operativiza como la diferencia entre el número de revisiones al alza y a la baja realizadas en un mismo período:

$$\text{Revisión}_{i,t} = \text{Up}_{i,t} - \text{Down}_{i,t}$$

donde “Up” es el número de revisiones al alza, y “Down” es el número de revisiones a la baja.

De esta forma, un valor positivo indica que predominan las revisiones al alza, un valor negativo refleja un predominio de revisiones a la baja y un valor igual a cero señala un equilibrio entre ambas. Así, se espera que un predominio de revisiones al alza se asocie con una mayor rentabilidad futura, mientras que un predominio de revisiones a la baja se

relacione con una menor rentabilidad posterior. Por tanto, se formula la siguiente hipótesis:

H3: El predominio de revisiones al alza frente a revisiones a la baja se relaciona positivamente con la rentabilidad futura de la acción (H_3: $\beta_3 > 0$).

Interacción entre Revisión y Dispersión. Además del efecto individual de la dispersión y de la revisión del consenso, este trabajo incorpora una variable de interacción para analizar si el impacto del desacuerdo entre analistas sobre la rentabilidad futura varía cuando las revisiones de beneficios son negativas. Esta variable se construye multiplicando el cambio logarítmico de la dispersión con respecto al trimestre anterior por una *dummy* que toma valor 1 cuando la revisión sea negativa y 0 en caso contrario (Cen et ál., 2017).

Con esta variable, se plantea la siguiente hipótesis:

H4: La dispersión del consenso se relaciona de forma más negativa con la rentabilidad futura cuando existen revisiones negativas del consenso (H_4: $\beta_4 < 0$).

Cobertura del Consenso de Analistas. La cobertura de analistas se incluye como una variable independiente que permite medir el nivel de seguimiento profesional que recibe cada empresa. En este trabajo, se cuantifica como el número de analistas que emiten previsiones sobre la empresa *i* en cada trimestre *t*. Además, para su inclusión en el modelo econométrico, esta variable se transforma mediante el logaritmo natural o neperiano, con el objetivo de reducir la asimetría de la distribución y facilitar su interpretación estadística en el modelo de regresión lineal múltiple (CFA Institute, 2021b; Chourou et ál., 2021; Eliwa et ál., 2021; Gim et ál., 2024).

Asimismo, ha de señalarse que algunos trabajos corrigen el posible efecto del tamaño empresarial sobre la cobertura, debido a que es común que más analistas estudien empresas de gran tamaño e importancia financiera (Hou et ál., 2016). No obstante, en este trabajo se opta por utilizar la transformación logarítmica neperiana de la cobertura, dado que la muestra se centra solo en empresas de elevada capitalización bursátil.

A partir de lo ya discutido, se espera que una mayor cobertura se relacione negativamente con la rentabilidad futura, ya que un mayor seguimiento profesional puede

favorecer una incorporación más rápida de la información disponible al precio y limitar las oportunidades de rentabilidad posterior derivadas de ajustes lentos del mercado (Hou et ál., 2016; Hou y Hu, 2023). No obstante, esta interpretación debe tomarse con cautela, ya que la cobertura mide la cantidad de analistas que siguen una empresa, pero no necesariamente la calidad individual de sus previsiones (Michaely et ál., 2021). Aun así, en este trabajo la cobertura se interpreta principalmente como una medida de cantidad, asumiendo que las previsiones recogidas en Bloomberg proceden de analistas especializados y constituyen una fuente de información cualificada.

Por tanto, se formula la siguiente hipótesis:

H5: La cobertura de analistas se relaciona negativamente con la rentabilidad futura de la acción (H_5: $\beta_5 < 0$).

Variable de Control: Apalancamiento. El apalancamiento financiero se incluye como variable de control, ya que permite tener en cuenta el nivel de endeudamiento y riesgo financiero de cada empresa. En este trabajo, se calcula como el cociente entre pasivos totales y activos totales de cada empresa al cierre del trimestre actual, que es en el que se observan las variables independientes (CFA Institute, 2021a; Michaely et ál., 2021).

Su inclusión se justifica porque el endeudamiento puede afectar a la precisión de las previsiones de los analistas y a la reacción posterior del mercado. En este sentido, las empresas con mayores niveles de apalancamiento pueden resultar más difíciles de valorar, ya que una estructura financiera más compleja puede aumentar la incertidumbre sobre la evolución futura de sus beneficios e incrementar la percepción de riesgo por parte de los inversores (Astaíza-Gómez, 2025; Hou y Hu, 2023; Michaely et ál., 2021). Por ello, la literatura ha utilizado el apalancamiento como variable de control para evitar que el efecto atribuido al consenso de analistas esté condicionado por diferencias previas en el riesgo financiero y la estructura de capital de las empresas (Michaely et ál., 2021).

Por tanto, esta variable se incorpora para controlar que la relación entre consenso de analistas y rentabilidad futura no esté condicionada por diferencias en el riesgo financiero de las empresas. Al tratarse de una variable de control, no se formula una hipótesis específica sobre ella.

Herramientas

La selección de las empresas de mayor capitalización bursátil se realizó a partir de FactSet (FactSet Research Systems, 2026), escogiendo aquellas que presentaban datos para todas o la mayoría de variables del modelo econométrico en Bloomberg. Los datos necesarios para construir dichas variables se obtuvieron de Terminal Bloomberg (Bloomberg, 2026), disponible en el laboratorio de la Facultad de Ciencias Económicas y Empresariales y Facultad de Derecho (ICADE). La selección de empresas se presenta en el Anexo A, mientras que los campos de Bloomberg y las fórmulas utilizadas para la extracción y construcción de las variables se detallan en el Anexo B. Posteriormente, el tratamiento de los datos y la estimación del modelo econométrico se realizaron mediante RStudio (Posit Team, 2026).

Construcción del Código para RStudio

El modelo propuesto es una regresión lineal múltiple estimada por mínimos cuadrados ordinarios (MCO) con efectos fijos por empresa. Esta estrategia de estimación responde a la naturaleza de los datos, que presentan una estructura de panel, al incluir varias empresas observadas a lo largo de distintos trimestres (CFA Institute, 2021a). Además, el análisis se realiza sobre distintas muestras, que varían tanto en las empresas incluidas como en los períodos analizados. Por ello, se incorporan efectos fijos por empresa para controlar diferencias estructurales entre compañías (CFA Institute, 2021b); sin embargo, no se incorporan efectos fijos temporales, ya que el objetivo del estudio no es controlar shocks comunes a todos los trimestres, sino comparar si la relación entre las variables del consenso de analistas y la rentabilidad futura cambia entre períodos de burbuja y períodos de mayor estabilidad (CFA Institute, 2021c).

Como apunte, para la construcción, revisión y depuración preliminar del código utilizado en el análisis estadístico se empleó ChatGPT como herramienta auxiliar de apoyo técnico (OpenAI, 2026). No obstante, las decisiones metodológicas, la selección final de variables, la interpretación de los resultados y la validación del código fueron realizadas por el autor.

Efectos Fijos de Empresa

La inclusión de efectos fijos por empresa mediante variables *dummy* (factor(Empresa) en RStudio) permite controlar características propias de cada compañía

que permanecen relativamente estables a lo largo del tiempo, como el sector en el que opera, su modelo de negocio, su posición competitiva o determinados rasgos de gestión. De este modo, el análisis se centra en cómo los cambios de las variables explicativas dentro de una misma empresa se relacionan con la rentabilidad futura, reduciendo el riesgo de atribuir a las variables del consenso efectos que en realidad responden a diferencias estructurales entre compañías (CFA Institute, 2021b).

Tratamiento de los Datos Ausentes

Antes de estimar el modelo se realizó una limpieza de los datos, para evitar que valores no disponibles afectasen a la estimación del modelo. Los valores codificados como "n.d." o "#N/A N/A" se trataron de forma diferente según la variable. Así, para las variables continuas (que son la rentabilidad, la media de BPA, la deuda, la dispersión y el precio de la acción), estos valores se consideraron datos ausentes y se codificaron como "NA", mientras que para las variables discretas se aplicó otra medida. Concretamente, para las variables de revisión y la *dummy* de revisión negativa se sustituyó el "n.d." o "#N/A N/A" por cero. Esta decisión se adoptó porque, en Bloomberg, no existían datos de revisión para el período de burbuja (1998-2002). Si estos valores se hubieran tratado como "NA", se habrían eliminado todas las observaciones de ese período, impidiendo su análisis. Por ello, el valor cero se interpreta como ausencia observable de revisiones al alza o a la baja. Por su parte, la cobertura de analistas se rellenó de forma prospectiva usando el siguiente dato disponible de la misma empresa (fill(.direction = "up")), decisión que responde al hecho de que la cobertura es una variable relativamente estable que no cambia de un trimestre a otro de forma brusca (Eliwa et ál., 2021).

Finalmente, la muestra de estimación se construyó utilizando únicamente aquellas observaciones para las que estaban disponibles todas las variables del modelo (complete.cases en RStudio). De este modo, la regresión se estimó sobre una muestra con observaciones completas, evitando así problemas derivados de la presencia de datos ausentes, y sin que ello supusiera una pérdida significativa de observaciones.

Diagnóstico de Heterocedasticidad y Autocorrelación

Se evaluó la homocedasticidad de los residuos mediante el test de Breusch-Pagan. Este contraste permite comprobar si la varianza de los errores es constante o si, por el contrario, existe heterocedasticidad, lo que puede afectar a la fiabilidad de los errores

estándar y de los contrastes de significatividad (CFA Institute, 2021b). En las tres muestras analizadas (cada una correspondiente a un período), el p-valor obtenido fue inferior a 0,05, por lo que se rechazó la hipótesis nula de homocedasticidad y se detectó presencia de heterocedasticidad en los residuos del modelo (para más detalle, se pueden consultar las Tablas C4, D4 y E4 de los Anexos C, D y E respectivamente).

Además, dado que una misma empresa aparece observada en varios trimestres, también se comprobó la posible existencia de autocorrelación mediante el test de Wooldridge para datos de panel. La autocorrelación implica que los errores de distintos períodos pueden estar relacionados entre sí, por lo que también puede afectar a la validez de la inferencia estadística si no se corrige adecuadamente (CFA Institute, 2021b). En cuanto a los resultados, no fueron iguales en las tres muestras. En el período de burbuja, el p-valor fue de 0,6231, por lo que no se rechazó la hipótesis nula de ausencia de autocorrelación (para más detalle, consultar Tabla C5 en el Anexo C). En cambio, en la muestra de 2015 el p-valor fue de 0,04226 y en la muestra de 2025 fue de 0,02861, por lo que en ambos casos se detectó autocorrelación al nivel de significación del 5% (para más detalle, consultar Tablas D5 y E5 de los Anexos D y E, respectivamente).

Estos supuestos de heterocedasticidad y autocorrelación pueden deberse a que una misma empresa aparece observada en varios trimestres, por lo que las observaciones sucesivas de una misma empresa pueden estar relacionadas entre sí, al compartir shocks, tendencias o características temporales propias.

Por todo ello, se calcularon errores estándar clusterizados por empresa mediante la función “vcovCL” del paquete “sandwich”. Esta corrección permite obtener una inferencia más robusta cuando existen problemas de heterocedasticidad, es decir, cuando la varianza de los errores no es constante, y cuando puede existir autocorrelación o dependencia temporal entre observaciones de una misma empresa. En datos de panel, este tipo de corrección resulta especialmente adecuada porque permite ajustar los errores estándar teniendo en cuenta que las observaciones de una misma empresa pueden no ser independientes entre sí (CFA Institute, 2021b). Además, es importante señalar que esta corrección no elimina observaciones, no cambia los coeficientes estimados y no impide analizar la evolución temporal de cada empresa. Al contrario, permite mantener esa evolución dentro del análisis, pero corrigiendo la forma en que se calcula la

significatividad estadística (Chourou et ál., 2021; Eliwa et ál., 2021; Michaely et ál., 2021).

De esta manera, los resultados de heterocedasticidad y autocorrelación no invalidan la estimación, ya que la inferencia estadística se realiza utilizando errores estándar clusterizados por empresa.

Diagnóstico de Multicolinealidad

Por último, se comprobó la posible existencia de multicolinealidad mediante el factor de inflación de la varianza (VIF). Este indicador permite analizar si las variables explicativas están excesivamente relacionadas entre sí, lo que podría dificultar la interpretación individual de sus coeficientes (CFA Institute, 2021b).

El VIF se calculó sobre una especificación sin efectos fijos de empresa, ya que la inclusión de las variables *dummy* asociadas a "factor(Empresa)" puede generar valores artificialmente elevados y poco informativos. Por ello, el diagnóstico se centró en las variables explicativas principales del modelo. En los tres subperíodos analizados, todos los valores obtenidos se situaron por debajo de 2,19, por debajo del umbral de referencia habitual de 10. Por tanto, no se observaron indicios relevantes de multicolinealidad entre las variables del modelo. Para más detalle, consultar Tablas C3, D3 y E3 de los Anexos C, D y E respectivamente.

Nomenclatura de las Variables en el Código

En el código de RStudio, las variables definidas en la metodología se incorporan al modelo con sus correspondientes transformaciones operativas:

- "Rentabilidad trimestral en %": variable dependiente, correspondiente a la rentabilidad trimestral de la acción.
- "Media EPS": media del consenso de BPA.
- "Dispersion_precio": dispersión de las estimaciones de BPA normalizada por el precio de la acción, siempre que este último sea superior a cinco, con el fin de evitar que precios muy reducidos generen valores artificialmente elevados de esta variable, disminuyendo así posibles distorsiones en el análisis (Cen et ál., 2017).
- "Log_Cobertura": cobertura de analistas transformada mediante logaritmo natural.

- “Revisión”: diferencia entre revisiones al alza y revisiones a la baja.
- “Interaccion_revision_dispersion”: interacción entre la *dummy* de revisión negativa y la variación logarítmica de la dispersión respecto al trimestre anterior.
- “Deuda”: variable de control del nivel de apalancamiento de la compañía.

Resultados y Discusión

Período de Burbuja (1998-2002)

La regresión estimada para el período de burbuja presenta un R^2 de 0,1879, lo que indica que el modelo explica aproximadamente el 18,79% de la variación observada en la rentabilidad futura. Sin embargo, al considerar el R^2 ajustado, que corrige esta medida por el número de variables incluidas en el modelo, la capacidad explicativa se reduce hasta 0,1349. Aun así, el contraste F resulta significativo ($p < 0,001$), por lo que el modelo presenta significatividad global.

En cuanto a las variables explicativas, y tras aplicar errores estándar clusterizados por empresa, la variable Media EPS mantiene una relación positiva y estadísticamente significativa con la rentabilidad futura ($\beta > 0$; $p < 0,001$). Por otro lado, Log_Cobertura presenta un coeficiente negativo y significativo ($\beta < 0$; $p < 0,001$). Por el contrario, Dispersion_precio no resulta significativa, y Deuda pierde significatividad tras la corrección por clústeres.

Finalmente, las variables Revisión e Interaccion_revision_dispersion no pudieron estimarse en el período de burbuja debido a la ausencia de variación en sus valores. En concreto, al no estar disponibles los datos de revisiones en Bloomberg para este período, estas variables quedaron codificadas con valor cero en todas las observaciones, lo que impidió estimar un coeficiente individual para ellas. Para más detalle, los coeficientes estimados del modelo principal se presentan en la Tabla C1 del Anexo C, mientras que la bondad de ajuste y la significatividad global del modelo se recogen en la Tabla C2 del Anexo C.

Período Estable (2015)

La regresión estimada para el período estable de 2015 presenta un R^2 de 0,3087, lo que indica que el modelo explica aproximadamente el 30,87% de la variación observada en la rentabilidad futura. Sin embargo, el R^2 ajustado se reduce hasta 0,03585.

Esta pérdida de capacidad explicativa se ve reforzada por el contraste F, que no resulta estadísticamente significativo ($p = 0,2965$), por lo que el modelo no presenta evidencia suficiente de capacidad explicativa conjunta.

En cuanto a las variables explicativas, y tras aplicar errores estándar clusterizados por empresa, solo la variable Media EPS es la que aporta un resultado significativo, en su caso al 10%, aunque con un signo del coeficiente negativo y diferente del signo del coeficiente de la muestra anterior para esta variable ($\beta < 0$; $p = 0,0538495 < 0,10$). Por el contrario, Dispersion_precio, Revisión, Interaccion_revision_dispersion, Log_Cobertura y Deuda no presentan una relación estadísticamente significativa con la rentabilidad futura. Cabe señalar que la interacción sí resultaba significativa antes de aplicar la corrección por clústeres, pero pierde dicha significatividad al utilizar una inferencia más robusta.

En conjunto, los resultados sugieren que durante 2015 las variables derivadas del consenso de analistas presentan una capacidad limitada para explicar la evolución posterior de la rentabilidad de las acciones. Para más detalle, los coeficientes estimados del modelo principal se presentan en la Tabla D1 del Anexo D, mientras que la bondad de ajuste y la significatividad global del modelo se recogen en la Tabla D2 del Anexo D.

Período de Actualidad (2025)

La regresión estimada para el período actual presenta un R^2 de 0,4567, lo que indica que el modelo explica aproximadamente el 45,67% de la variación observada en la rentabilidad futura. No obstante, al considerar el R^2 ajustado, la capacidad explicativa se reduce hasta 0,2403. Aun así, el contraste F resulta significativo ($p < 0,001$), por lo que el modelo para esta muestra es significativo en su conjunto.

En cuanto a las variables explicativas, y tras aplicar errores estándar clusterizados por empresa, únicamente la variable Media EPS presenta significatividad estadística, con un coeficiente negativo ($\beta < 0$; $p < 0,01$).

En conjunto, los resultados sugieren que, en el período más reciente, la única variable del consenso que muestra evidencia estadística de capacidad predictiva sobre la rentabilidad futura es la estimación media de beneficios, mientras que el resto de variables analizadas no aportan evidencia estadística de influencia sobre los rendimientos

posteriores. Para más detalle, los coeficientes estimados del modelo principal se presentan en la Tabla E1 del Anexo E, mientras que la bondad de ajuste y la significatividad global del modelo se recogen en la Tabla E2 del Anexo E.

Contraste de Hipótesis y Discusión

En relación con la H1, que planteaba una relación positiva entre la media del consenso de BPA y la rentabilidad futura, esta solo se confirma para el período de burbuja, donde la variable Media EPS presenta un coeficiente positivo y estadísticamente significativo. Así, este resultado es coherente con la idea de que el consenso de analistas puede actuar como una aproximación operativa al valor fundamental de las empresas, al recoger información agregada procedente de varios analistas y reducir parte del ruido asociado a las previsiones individuales (Gim et ál., 2024; Michaely et ál., 2021).

Sin embargo, en los períodos de 2015 y 2025 el coeficiente de Media EPS pasa a ser negativo, por lo que la hipótesis no se confirma de forma general para el conjunto de períodos analizados. Así, el signo negativo del coeficiente indica que las empresas con mayores expectativas de beneficios presentaron, en promedio, menores rentabilidades posteriores durante el período analizado. Una posible interpretación es que, en estos períodos, las empresas con mayores expectativas de beneficios ya estuvieran valoradas de forma más exigente por el mercado, de manera que parte de la información positiva recogida por el consenso ya se encontrara incorporada en el precio (Fama, 1970). Además, este resultado también puede relacionarse con el hecho de que las previsiones de los analistas no son completamente neutrales, ya que pueden estar condicionadas por sesgos optimistas o por incentivos reputacionales y comerciales, reduciendo así el margen para que la empresa sorprenda con rentabilidades superiores a las esperadas (Astaíza-Gómez, 2025; Gim et ál., 2024).

La H2, referida a una relación negativa entre la dispersión del consenso y la rentabilidad futura, no recibe apoyo empírico, ya que la variable Dispersion_precio no resulta estadísticamente significativa en ninguno de los tres períodos. Este resultado no significa que la dispersión carezca de interés, ya que sigue siendo una medida útil para conocer el grado de opacidad informativa, desacuerdo o incertidumbre entre los analistas (Eliwa et ál., 2021; Frijns et ál., 2025; Michaely et ál., 2021). Sin embargo, en este trabajo no aparece como una variable con capacidad explicativa clara. Una posible razón es que la muestra está formada por empresas grandes y muy seguidas por los analistas y por el

mercado, por lo que la información derivada del desacuerdo entre analistas podría incorporarse rápidamente al precio (Cen et ál., 2017; Fama, 1970; Hou et ál., 2014). Además, en compañías de gran capitalización, el entorno informativo suele ser más amplio y exhaustivo, por lo que el desacuerdo entre analistas puede no traducirse en ineficiencias de valoración suficientemente fuertes como para explicar las tendencias de la rentabilidad futura (Frijns et ál., 2025; Michaely et ál., 2021).

De igual forma, la H3, que esperaba una relación positiva entre las revisiones del consenso y la rentabilidad futura, tampoco se confirma, puesto que la variable Revisión no presenta significatividad estadística en los períodos en los que pudo estimarse. Esto resulta relevante, ya que trabajos previos habían señalado que las revisiones de beneficios podían contener información sobre rentabilidades posteriores, especialmente cuando el mercado no incorporaba de forma inmediata los cambios en las expectativas de los analistas (Cen et ál., 2017; Hou et ál., 2014; Hou et ál., 2016). En este trabajo, sin embargo, las revisiones no resultan significativas en los períodos en los que pudieron estimarse, lo que sugiere que su efecto puede depender del período analizado, del tamaño de las empresas que conforman las muestras o del grado de eficiencia con el que el mercado incorpora la información disponible (Cen et ál., 2017; Fama, 1970).

Respecto a la H4, relativa al efecto más negativo de la dispersión cuando existen revisiones negativas, los resultados tampoco ofrecen evidencia robusta. Por tanto, no permiten afirmar que la combinación de revisiones negativas y mayor dispersión anticipe de forma clara menores rentabilidades futuras, al menos en los períodos analizados y para las grandes empresas observadas. En cuanto a esto último, Cen et ál. (2017) ya señalaron que, a medida que aumentase el tamaño de la empresa, esta variable perdería fuerza predictiva, pero se decidió incluirla en el estudio para comprobar si efectivamente la dispersión ganaba fuerza predictiva con revisiones negativas. Aun así, se puede tener esto en cuenta para futuras investigaciones que engloben esta variable.

Por otro lado, la H5, que planteaba una relación negativa entre la cobertura de analistas y la rentabilidad futura, solo se cumple en el período de burbuja, donde Log_Cobertura presenta un coeficiente negativo y significativo. Este resultado puede interpretarse en línea con la idea de que una mayor cobertura favorece una incorporación más rápida de la información al precio, reduciendo las oportunidades de obtener rentabilidades posteriores anormales (Hou et ál., 2016; Hou y Hu, 2023). Sin embargo, el

hecho de que esta variable no resulte significativa en 2015 ni en 2025 limita la posibilidad de extraer una conclusión general. Una posible explicación de esto es que la muestra está formada por empresas grandes y muy seguidas por el mercado, por lo que la información suele difundirse con rapidez y estar ya incorporada en los precios (Fama, 1970). Además, en este tipo de empresas puede existir un efecto de saturación informativa, de manera que un mayor número de analistas no necesariamente aporta información adicional relevante cuando la empresa ya cuenta con un entorno informativo amplio y transparente (Gim et ál., 2024; Michaely et ál., 2021). En la misma línea, la cobertura de analistas suele estar relacionada con el tamaño y la visibilidad de la compañía, por lo que su efecto propio puede quedar diluido en muestras formadas por compañías muy conocidas y ampliamente seguidas (Cen et ál., 2017; Eliwa et ál., 2021). Paralelamente, la interpretación del resultado del período de burbuja debe realizarse con cautela, ya que en los primeros años de la muestra de la burbuja puntocom, la disponibilidad de datos era más limitada que en los años posteriores. Por ello, aunque la evidencia obtenida apunta a una relación negativa entre cobertura y rentabilidad futura durante la burbuja, no puede afirmarse con rotundidad que la hipótesis de cobertura se cumpla de forma general.

Por último, el apalancamiento financiero no presenta una relación estadísticamente significativa de forma consistente. Esto sugiere que, aunque la deuda puede ser relevante como variable de control por su relación con el riesgo financiero y la estructura de capital, en este análisis no parece explicar directamente la rentabilidad futura una vez incluidas las variables del consenso y los efectos fijos de empresa. Una posible explicación es que parte de las diferencias estructurales entre empresas quede recogida por los efectos fijos de empresa, especialmente si el nivel de deuda no varía de forma intensa dentro de cada período analizado. Su inclusión, no obstante, permite controlar que los resultados atribuidos al consenso de analistas no estén condicionados por diferencias previas en el nivel de riesgo financiero de las empresas, en línea con la literatura que incorpora el apalancamiento como variable de control en el análisis de las previsiones de analistas y de los rendimientos posteriores (Michaely et ál., 2021).

En conjunto, los resultados muestran que el consenso de analistas contiene cierta información relevante para explicar la rentabilidad futura, aunque esta se concentra principalmente en el nivel medio de las expectativas de beneficios. Por el contrario, la dispersión, las revisiones, la interacción entre revisión y dispersión, la cobertura y el

endeudamiento no presentan una capacidad predictiva robusta y estable entre períodos. Por tanto, el consenso puede ser útil como aproximación a las expectativas fundamentales, pero sus resultados deben interpretarse con cautela, ya que no siempre se traducen en una capacidad predictiva clara sobre las rentabilidades futuras.

En cuanto a la significatividad de los modelos en conjunto, la comparación entre el R^2, el R^2 ajustado y el contraste F permite matizar la capacidad explicativa de estos. Por ello, aunque el modelo de 2015 presenta un R^2 relativamente elevado, la fuerte caída del R^2 ajustado y la falta de significatividad del contraste F indican que su capacidad explicativa conjunta es limitada. En cambio, los modelos del período de burbuja y de 2025 presentan significatividad global, aunque con una capacidad explicativa más moderada en el primer caso y más elevada en el período actual. Esto parece indicar que, para estas dos muestras, los modelos sí explican parte de la rentabilidad trimestral futura. No obstante, dado que en la muestra de 2015 no ocurre lo mismo, debe tenerse en cuenta que la significatividad global del modelo no se mantiene necesariamente en todos los períodos, sino que depende de las características de cada muestra.

Conclusiones

El objetivo principal de este trabajo era analizar si las variables asociadas al consenso de analistas podían aportar información relevante para explicar la rentabilidad futura de las acciones, especialmente en un contexto de burbuja frente a períodos más estables o recientes. A partir del análisis realizado, puede concluirse que el consenso de analistas sí contiene cierta información útil, aunque su capacidad explicativa no es homogénea entre períodos ni se mantiene con la misma intensidad para todas las variables. Esta conclusión conecta con uno de los planteamientos iniciales expuestos en este trabajo: el valor fundamental de una empresa no puede medirse de forma perfecta, por lo que el consenso de analistas puede utilizarse como una aproximación operativa, pero no como una medida definitiva ni exenta de limitaciones.

El resultado más relevante es que la media de BPA del consenso es la variable que muestra una relación más clara con la rentabilidad futura. Sin embargo, dicha relación no presenta una dirección estable. Esto sugiere que el consenso medio puede recoger información relevante sobre las expectativas fundamentales de las empresas, pero no debe interpretarse de forma automática como una señal de mayores rendimientos futuros.

Respecto a la cobertura de analistas, la evidencia también es limitada. La variable solo resulta significativa durante el período de burbuja, con una relación negativa con la rentabilidad futura. Este resultado podría indicar que una mayor cobertura favorece una incorporación más rápida de la información al precio, reduciendo las oportunidades de rentabilidad posterior. No obstante, al no repetirse en 2015 ni en 2025, no puede considerarse una conclusión general para todos los períodos, especialmente por las limitaciones de datos históricos de Bloomberg.

En cambio, la dispersión, las revisiones del consenso y la interacción entre revisión negativa y cambio en la dispersión no presentan una capacidad explicativa robusta en los modelos estimados. Esto no implica que estas variables carezcan de relevancia teórica, sino que, en las muestras analizadas, no muestran una relación estadísticamente estable con la rentabilidad futura.

Estos resultados tienen varias implicaciones. Desde un punto de vista académico, el trabajo refuerza la idea de que el consenso de analistas puede utilizarse como una aproximación operativa al valor fundamental, pero también muestra que esta aproximación debe interpretarse con cautela, ya que su utilidad depende del período analizado y de la variable concreta utilizada. Desde un punto de vista metodológico, los resultados ponen de manifiesto que la forma de medir las expectativas fundamentales es relevante, porque distintas dimensiones del consenso pueden ofrecer conclusiones diferentes. Por último, desde una perspectiva práctica, el análisis sugiere que inversores y analistas no deberían interpretar el consenso de forma automática como una señal directa de rentabilidad futura, sino como una fuente de información que debe contrastarse con el contexto de mercado y las características de cada empresa. Así, se considera relevante seguir investigando herramientas que permitan detectar o aproximar mejor los procesos de sobrevaloración financiera, ya que el estallido de las burbujas puede tener consecuencias económicas y sociales importantes, como el aumento del desempleo o la ralentización de la actividad económica.

Así, el estudio presenta varias limitaciones. Por ejemplo, en primer lugar, la disponibilidad de datos no es homogénea entre períodos, especialmente durante la burbuja tecnológica, donde algunas variables no pudieron estimarse con la misma precisión que en los períodos posteriores por falta de información. En segundo lugar, la muestra se centra en empresas grandes y con elevado seguimiento por parte del mercado, así como

en determinados períodos temporales, lo que puede limitar la generalización de los resultados obtenidos. En tercer lugar, debido al espacio limitado, se han tomado determinadas decisiones para cuantificar las variables estudiadas, aunque existen otras formas de construirlas.

En relación con estas limitaciones, también pueden plantearse distintas futuras líneas de investigación. Por ejemplo, en primer lugar, se podría ampliar el análisis temporal, estudiando todos los años disponibles desde que existen datos en las plataformas para empresas tecnológicas, así como analizar otros mercados donde haya datos históricos para un período de burbuja, como el mercado inmobiliario. En segundo lugar, se podría modificar la muestra empresarial, incorporando empresas de diferentes tamaños o con menor seguimiento por parte de los analistas. Esto permitiría comprobar si la dispersión, las revisiones o la cobertura tienen mayor capacidad explicativa en empresas con entornos informativos menos transparentes. Además, futuras investigaciones podrían emplear una frecuencia diferente, como mensual o anual, para analizar si la relación entre consenso y rentabilidad futura cambia según el horizonte temporal considerado. En tercer lugar, se podrían estimar las variables del modelo de otras maneras, por ejemplo, cambiando la variable dependiente por la rentabilidad trimestral de los BPA en porcentaje, o definiendo la dispersión como el cambio logarítmico.

También podría ser de utilidad analizar con mayor detalle la calidad individual de los analistas. En este trabajo se utiliza el consenso agregado, pero la literatura señala que no todos los analistas aportan la misma calidad informativa. Por ello, futuras investigaciones podrían distinguir entre consenso general y consenso construido únicamente a partir de analistas con mayor precisión histórica, para comprobar si esta medida mejora la capacidad predictiva del modelo.

En definitiva, aunque los resultados no son totalmente generalizables, el trabajo muestra que existe una base sobre la que seguir investigando. El consenso de analistas no permite identificar de forma perfecta el valor fundamental ni anticipar siempre la rentabilidad futura, pero sí puede aportar información útil para estudiar la relación entre expectativas fundamentales, precios de mercado y posibles contextos de sobrevaloración financiera.

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

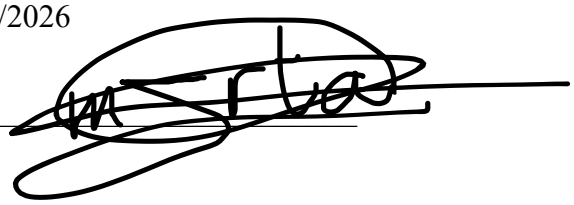
ADVERTENCIA: Desde la Universidad consideramos que ChatGPT u otras herramientas similares son herramientas muy útiles en la vida académica, aunque su uso queda siempre bajo la responsabilidad del alumno, puesto que las respuestas que proporciona pueden no ser veraces. En este sentido, NO está permitido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

Por la presente, yo, Marta Ruiz de Azúa Arévalo, estudiante de Psicología y Administración y Dirección de Empresas de la Universidad Pontificia Comillas al presentar mi Trabajo Fin de Grado titulado "Consenso de Analistas como Fundamental para Detectar Burbujas en Mercados Financieros (ODS 8: Trabajo Decente y Crecimiento Económico)", declaro que he utilizado la herramienta de Inteligencia Artificial Generativa ChatGPT u otras similares de IAG de código sólo en el contexto de las actividades descritas a continuación:

1. **Crítico:** Para encontrar contra-argumentos a una tesis específica que pretendo defender.
2. **Referencias:** Usado conjuntamente con otras herramientas, como Science, para identificar referencias preliminares que luego he contrastado y validado.
3. **Metodólogo:** Para descubrir métodos aplicables a problemas específicos de investigación.
4. **Interpretador de código:** Para realizar análisis de datos preliminares.
5. **Corrector de estilo literario y de lenguaje:** Para mejorar la calidad lingüística y estilística del texto.
6. **Sintetizador y divulgador de libros complicados:** Para resumir y comprender literatura compleja.
7. **Revisor:** Para recibir sugerencias sobre cómo mejorar y perfeccionar el trabajo con diferentes niveles de exigencia.
8. **Traductor:** Para traducir textos de un lenguaje a otro.

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

Fecha: 03/06/2026

Firma: 

Referencias Bibliográficas

Agrawal, T. (2015, 18 de junio). Nasdaq breaks record-high set during dotcom boom. *Reuters*. https://www.reuters.com/article/business/davos/nasdaq-breaks-record-high-set-during-dotcom-boom-idUSL3N0Z44LT/

Ahmed, S. I. (2025, 21 de noviembre). Bubble trouble: AI rally shows cracks as investors question risks. *Reuters*. https://www.reuters.com/business/bubble-trouble-ai-rally-shows-cracks-investors-question-risks-2025-11-21/

Astaíza-Gómez, J. G. (2025). Forecast quality with information uncertainty: Balancing and estimation from propensity scores. *Revista Colombiana de Estadística, 48*(1), 157-175. https://revistas.unal.edu.co/index.php/estad/article/view/112678

Basse, T., Klein, T., Vigne, S. A., y Wegener, C. (2021). U.S. stock prices and the dot.com-bubble: Can dividend policy rescue the efficient market hypothesis? *Journal of Corporate Finance, 67*, 101892. https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0929119921000122

Baumann, M. H., y Janischewski, A. (2025). What are asset price bubbles? A survey on definitions of financial bubbles. *Journal of Economic Surveys*. Publicación en línea avanzada. https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1111/joes.70040

Bloomberg. (2026). *Datos de consenso de analistas (media BPA, dispersión, cobertura, revisiones) y fundamentales financieros (deuda y precios de acciones)* [Base de datos]. Bloomberg Professional Service. https://www.bloomberg.com

Cen, L., Wei, K. C. J., y Yang, L. (2017). Disagreement, underreaction, and stock returns. *Management Science, 63*(4), 1214-1231. https://research.ebsco.com/c/ixu5zv/search/details/cdwaunqxn5?db=eoh&limiters=&q=Disagreement%2C+underreaction%2C+and+stock+returns

CFA Institute. (2021a). *2022 CFA Program curriculum: Level I, volume 1: Quantitative methods*. CFA Institute.

CFA Institute. (2021b). *2022 CFA Program curriculum: Level II, volumes 1-6*. CFA Institute.

CFA Institute. (2021c). *2022 CFA Program curriculum: Level III, volumes 1-6.* CFA Institute.

Chourou, L., Purda, L., y Saadi, S. (2021). Economic policy uncertainty and analysts' forecast characteristics. *Journal of Accounting and Public Policy, 40*(4), 106775. https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0278425420300405

Eliwa, Y., Haslam, J., y Abraham, S. (2021). Earnings quality and analysts' information environment: Evidence from the EU market. *Journal of International Accounting, Auditing and Taxation, 42*, 100373. https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1061951820300744

FactSet Research Systems. (2026). *Filtro de empresas cotizadas en el índice Nasdaq y datos de capitalización de mercado corporativa* [Base de datos]. FactSet. https://www.factset.com

Fama, E. F. (1970). Efficient capital markets: A review of theory and empirical work. *The Journal of Finance, 25*(2), 383-417. https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1111/j.1540-6261.1970.tb00518.x

Frijns, B., Indriawan, I., Tourani-Rad, A., y Zhang, H. (2025). Analyst forecast dispersion and market quality surrounding the FOMC announcement. *Financial Review, 61*(2), 513-531. https://onlinelibrary.wiley.com/doi/epdf/10.1111/fire.70030

Gim, J., Shin, S., y Shin, H. H. (2024). Effect of franchising on the reliability of financial analysts' earnings forecasts: Evidence from publicly traded US restaurant firms. *Tourism Economics, 30*(7), 1857-1879. https://journals.sagepub.com/doi/10.1177/13548166241233775

Hashimoto, K., Im, R., y Kunieda, T. (2020). Asset bubbles, unemployment, and a financial crisis. *Journal of Macroeconomics, 65*, 103212. https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0164070420301385

Hou, T. C.-T., Hung, W., y Gao, S. S. (2014). Investors' reactions to analysts' forecast revisions and information uncertainty: Evidence of stock price drift. *Journal of*

Accounting, Auditing & Finance, 29(3), 238-259. https://journals.sagepub.com/doi/10.1177/0148558X14530129

Hou, T. C.-T., McKnight, P. J., y Weir, C. (2016). *Returns to buying upward revision and selling downward revision: Some preliminary evidence from Canada* (Documento de trabajo n.º 2816472). Social Science Research Network. https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=2816472

Hou, Y., y Hu, C. (2023). Understanding the role of aggregate analyst attention in resolving stock market uncertainty. *Finance Research Letters, 57*, 104183. https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S154461232300555X

Kindleberger, C. P., y Aliber, R. Z. (2005). *Manias, panics, and crashes: A history of financial crises* (5ª ed.). Palgrave Macmillan. http://diglib.globalcollege.edu.et:8080/xmlui/bitstream/handle/123456789/302/Kindleberger%20C.P.%2C%20Aliber%20R.Z.%20Manias%2C%20Panics%20and%20Crashes..%20A%20History%20of%20Financial%20Crises%20%28Palgrave%2C%202005%29%28ISBN%20140393651X%29%28318s%29_GH_.pdf?sequence=1&isAllowed=y

Michaely, R., Rubin, A., Segal, D., y Vedrashko, A. (2021). *Do differences in analyst quality matter for investors relying on consensus information?* (Documento de trabajo n.º 3663084). Social Science Research Network. https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=3663084

Oguh, C., y McGee, S. (2025, 9 de octubre). High stock valuations sparking investor worries about market bubble. *Reuters*. https://www.reuters.com/business/high-stock-valuations-sparking-investor-worries-about-market-bubble-2025-10-09/

OpenAI. (2026). *ChatGPT* [Modelo de lenguaje grande]. https://chatgpt.com

Organización de las Naciones Unidas. (s. f.). *Objetivo 8: Trabajo decente y crecimiento económico*. https://www.un.org/sustainabledevelopment/es/economic-growth/

Posit Team. (2026). *RStudio: Integrated development environment for R* [Software de computación]. Posit Software, PBC. https://posit.co/download/rstudio-desktop

Tirole, J. (1982). On the possibility of speculation under rational expectations. *Econometrica, 50*(5), 1163-1181. https://ms.mcmaster.ca/~grasselli/Tirole82.pdf

Wafi, A. S., Hassan, H., y Mabrouk, A. (2015). Fundamental analysis models in financial markets - Review study. *Procedia Economics and Finance, 30*, 939-947. https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2212567115013441

Anexos

Anexo A. Empresas de Cada Muestra

A continuación, se encuentra el listado de empresas utilizadas para cada período analizado, con los años de 1999, 2015 y 2025. Es importante tener en cuenta que estas empresas se extrajeron del ranking de mayor a menor capitalización bursátil del índice Nasdaq en FactSet, y que luego se trabajó con aquellas que presentaban datos para todas o la mayoría de variables del estudio de este trabajo.

A continuación, se presenta el listado de empresas utilizadas en cada período analizado. Para el período de burbuja, como ya se ha mencionado, se toma como referencia el año 1999, mientras que para los otros períodos se toman como referencia los años 2015 y 2025, al tratarse de muestras anuales.

Las 15 empresas que se han escogido para 1999 son: Microsoft Corporation, Cisco Systems, Inc., Walmart Inc., Intel Corporation, QUALCOMM Incorporated, Texas Instruments Incorporated, Amgen Inc., PepsiCo, Inc., Applied Materials, Inc., Honeywell International Inc., Kimberly-Clark Corporation, Nextel Communications, Inc., Station Casinos, Inc., Automatic Data Processing, Inc., y Walgreens Boots Alliance, Inc.

Las 40 empresas que se han escogido para 2015 son: Apple Inc., Alphabet Inc., Microsoft Corporation, Amazon.com, Inc., Meta Platforms, Inc., Walmart Inc., Intel Corporation, Gilead Sciences, Inc., PepsiCo, Inc., Cisco Systems, Inc., Comcast Corporation, Amgen Inc., Celgene Corporation, Walgreens Boots Alliance, Inc., Starbucks Corporation, Honeywell International Inc., QUALCOMM Incorporated, Mondelez International, Inc., Costco Wholesale Corporation, Biogen Inc., Booking Holdings Inc., Express Scripts Holding Company, Regeneron Pharmaceuticals, Inc., Texas Instruments Incorporated, Fortinet, Inc., Netflix, Inc., Adobe Inc., Kraft Heinz Company, Alexion Pharmaceuticals, Inc., Broadcom Inc., Automatic Data Processing, Inc., Cintas Corporation, Liberty Global Ltd., eBay Inc., T-Mobile US, Inc., Tesla, Inc., Vertex Pharmaceuticals Incorporated, CME Group Inc., Monster Beverage Corporation, y NXP Semiconductors N.V.

Las 40 empresas que se han escogido para 2025 son: NVIDIA Corporation, Alphabet Inc. Class C, Apple Inc., Microsoft Corporation, Amazon.com, Inc., Broadcom

Inc., Meta Platforms, Inc., Tesla, Inc., Walmart Inc., Micron Technology, Inc., Advanced Micro Devices, Inc., Intel Corporation, Costco Wholesale Corporation, Netflix, Inc., Cisco Systems, Inc., Palantir Technologies Inc., Lam Research Corporation, Applied Materials, Inc., Texas Instruments Incorporated, Linde plc, KLA Corporation, Arm Holdings plc, PepsiCo, Inc., T-Mobile US, Inc., Analog Devices, Inc., QUALCOMM Incorporated, Amgen Inc., Gilead Sciences, Inc., Intuitive Surgical, Inc., SanDisk Corporation, Seagate Technology Holdings plc, AppLovin Corporation, Western Digital Corporation, Palo Alto Networks, Inc., Marvell Technology, Inc., PDD Holdings Inc., Honeywell International Inc., Booking Holdings Inc., Starbucks Corporation, y Constellation Energy Corporation.

Todas estas empresas se han localizado en Bloomberg mediante sus respectivos *tickers*, acompañados de "US Equity", que indica que se trata de acciones cotizadas en el mercado estadounidense (Bloomberg, 2026).

Anexo B. Campos y Fórmulas de Bloomberg

En relación con las variables del estudio, a continuación, se presentan los campos de Bloomberg (2026) empleados para la extracción y construcción de cada variable:

- **Rentabilidad trimestral futura**: la variable dependiente del modelo se construyó a partir del campo PX_LAST, que recoge el último precio disponible de mercado de la acción para cada empresa en la fecha correspondiente. En este trabajo, dicho campo se utilizó como precio de referencia al cierre de cada trimestre. A partir de estos precios trimestrales, se calculó la rentabilidad futura comparando el precio de la acción en el trimestre siguiente con el precio observado en el trimestre actual. Así, la variable quedó definida como:

$$\text{Rentabilidad futura} = (\text{PX_LAST}_{t+1} / \text{PX_LAST}_{t}) - 1$$

- **Media BPA**: esta variable se obtuvo a partir del campo BEST_EPS, que recoge el consenso de BPA estimado por los analistas. En concreto, Bloomberg define este campo como la media de las estimaciones de BPA ajustado realizadas por los analistas que cubren la compañía. Por tanto, esta variable permite aproximar la expectativa agregada del mercado sobre los beneficios futuros de cada empresa en cada trimestre de la muestra.

- **Dispersión del consenso**: la dispersión se construyó a partir del campo BEST_EPS_STDDEV, que mide la desviación típica de las estimaciones de BPA aportadas por los analistas. Para hacer esta medida más comparable entre empresas, la dispersión se normalizó por el precio de la acción del trimestre actual, obtenido mediante el campo PX_LAST. De esta forma, la variable quedó definida como:

$$\text{Dispersion_precio} = \text{BEST_EPS_STDDEV} / \text{PX_LAST}$$

- **Revisión del consenso**: la variable de revisión se construyó a partir de los parámetros NUMUP y NUMDN, correspondientes al número de revisiones al alza y a la baja, respectivamente, realizadas por los analistas durante la ventana de análisis. A partir de ambos datos, la variable de revisión se calculó como:

$$\text{Revisión} = \text{NUMUP}_{i,t} - \text{NUMDN}_{i,t}$$

  Por tanto, un valor positivo indica que predominan en un mismo trimestre las revisiones al alza, mientras que un valor negativo refleja una mayor presencia de revisiones a la baja, permitiendo captar la dirección reciente de los cambios en las expectativas de los analistas.

- **Interacción entre revisión y dispersión**: esta variable fue construida a partir de dos elementos, que son el cambio en la dispersión del consenso y la variable dicotómica de revisión negativa. En primer lugar, se construyó la variable dicotómica, a partir de la variable de revisión, tomando el valor 1 cuando el resultado de la revisión es negativo y valor 0 cuando es igual o superior a cero. En segundo lugar, se calculó el cambio logarítmico de la dispersión entre el trimestre actual y el trimestre anterior:

$$\text{Dispersion_cambio} = \log(\text{BEST_EPS_STDDEV}_t) - \log(\text{BEST_EPS_STDDEV}_{t-1})$$

  Finalmente, la interacción se codificó en RStudio a través de estas dos variables.

- **Cobertura de analistas**: se obtuvo a partir del campo TOT_ANALYST_REC, que recoge el número total de analistas que realizan recomendaciones sobre una determinada acción. Aparte, dado que el número de analistas puede presentar una distribución asimétrica, se aplicó una transformación en RStudio logarítmica para suavizar dicha distribución.

- **Deuda**: la variable de deuda se construyó como una medida de apalancamiento financiero a partir de los campos BS_TOT_LIAB2 y BS_TOT_ASSET. El campo

BS_TOT_LIAB2 recoge el total de pasivos corrientes y no corrientes de la empresa, mientras que BS_TOT_ASSET recoge el total de activos registrados en el balance. A partir de ambos campos, la variable se calculó como:

$$\text{Deuda} = \text{BS_TOT_LIAB2} / \text{BS_TOT_ASSET}$$

Una vez definidos los campos empleados para construir las variables del estudio, la extracción de datos se realizó en Bloomberg mediante fórmulas de Excel. En concreto, se utilizaron principalmente las funciones BDH y BQL (Bloomberg, 2026).

En las fórmulas, la celda A2 contiene el *ticker* completo de Bloomberg correspondiente a cada empresa de la muestra. Por ejemplo, en el caso de Microsoft Corporation, dicha celda tomaría el *ticker* de "MSFT US Equity". Este mismo procedimiento se replicó para el resto de compañías, sustituyendo el contenido de la celda por el *ticker* correspondiente de cada empresa.

La función BDH se empleó para extraer series históricas trimestrales de la mayoría de campos utilizados en la construcción de las variables del estudio, entre ellos BEST_EPS, BEST_EPS_STDDEV, TOT_ANALYST_REC, BS_TOT_LIAB2, BS_TOT_ASSET y PX_LAST. Con el ejemplo del período de burbuja, las fórmulas utilizadas fueron las siguientes:

- =BDH(A2;"BEST_EPS";"1998-01-01";"2002-12-31";"BEST_FPERIOD_OVERRIDE=1GY";"Per=Q";"Days=A";"Fill=P")
- =BDH(A2;"BEST_EPS_STDDEV";"1998-01-01";"2002-12-31";"BEST_FPERIOD_OVERRIDE=1GY";"Per=Q";"Days=A";"Fill=P")
- =BDH(A2;"TOT_ANALYST_REC";"1998-03-31";"2002-12-31";"BEST_FPERIOD_OVERRIDE=1GY";"Per=Q";"Days=A";"Fill=P")
- =BDH(A2;"BS_TOT_LIAB2";"1998-01-01";"2002-12-31";"Per=Q";"Days=A";"Fill=P")
- =BDH(A2;"BS_TOT_ASSET";"1998-01-01";"2002-12-31";"Per=Q";"Days=A";"Fill=P")
- =BDH(A2;"PX_LAST";"1998-01-01";"2003-03-31";"Per=Q";"Days=A";"Fill=P")

En estas fórmulas, Per=Q indica que la información se extrajo con periodicidad trimestral. Por su parte, Days=A y Fill=P se utilizaron para ajustar la extracción a las fechas disponibles y completar la serie con el dato previo cuando Bloomberg no devolvía un valor exacto para la fecha solicitada. Además, en los campos relacionados con las estimaciones de beneficios de los analistas, se utilizó el parámetro BEST_FPERIOD_OVERRIDE=1GY, con el objetivo de obtener las estimaciones correspondientes con vista a un año desde la fecha actual de cada extracción. La elección de este horizonte anual se debe a que las estimaciones anuales de beneficios suelen contar con mayor cobertura de analistas que las previsiones trimestrales, lo que permite disponer de una muestra más amplia y menos afectada por la falta de datos (Michaely et ál., 2021). Además, aunque la variable dependiente se mida como rentabilidad trimestral futura, el consenso anual puede observarse en cada trimestre, por lo que permite analizar cómo el mercado incorpora, trimestre a trimestre, los cambios en las expectativas anuales de beneficios. Por tanto, el uso de 1GY no implica una incoherencia temporal, sino que combina una medida de expectativas fundamentales a un año vista con una rentabilidad futura de corto plazo, en línea con estudios que relacionan previsiones de analistas observadas en un período con rentabilidades posteriores (Cen et ál., 2017; Hou et ál., 2016).

Por último, el campo PX_LAST se extraía hasta el siguiente trimestre del año siguiente a la finalización de cada período de cada muestra, porque la rentabilidad trimestral futura requiere comparar el precio del trimestre actual con el precio del trimestre siguiente.

Por otro lado, las revisiones del consenso se extrajeron mediante la función BQL, utilizando el componente contributor_revisions. A través de esta función, se obtuvo el número de revisiones al alza (NUMUP) y el número de revisiones a la baja (NUMDN) de las estimaciones de BPA durante una ventana de 13 semanas, aproximadamente equivalente a un trimestre. Tomando como referencia el período de burbuja, las fórmulas empleadas fueron las siguientes:

- =SI.ERROR(BQL(A2;“contributor_revisions(is_eps(adj=Y,fpo=‘1’,fpt=A),NUMUP,13W)”;“dates=range(1998-03-31,2002-12-31,FRQ=q)”;“showheaders=False;showdates=True;showids=False”);“n.d.”)

- =SI.ERROR(BQL(A2;“contributor_revisions(is_eps(adj=Y,fpo=‘1’,fpt=A),NUMDN,13W)”;“dates=range(1998-03-31,2002-12-31,FRQ=q)”;“showheaders=False;showdates=True;showids=False”);“n.d.”)

En estas fórmulas, is_eps(adj=Y,fpo=‘1’,fpt=A) indica que dichas revisiones se refieren a estimaciones ajustadas de BPA para el próximo período anual estimado. La expresión 13W establece una ventana de 13 semanas, y FRQ=q permite obtener la información con frecuencia trimestral. Finalmente, la función SI.ERROR permitió reemplazar los errores de extracción por el valor “n.d.” en aquellos casos en los que Bloomberg no devolvía información disponible para una empresa o período concreto.

Por último, como nota común a todas las fórmulas, las fechas introducidas tenían una función orientativa dentro de cada trimestre. Esto es porque el objetivo era extraer datos con frecuencia trimestral. Por ello, no resultaba determinante introducir, por ejemplo, 1998-01-01 o 1998-03-31, siempre que Bloomberg devolviera el dato correspondiente al primer trimestre de 1998.

Anexo C. Resultados Econométricos del Período de Burbuja (1998-2002)

Tabla C1

Resultados del modelo principal con errores estándar clusterizados por empresa

```
t test of coefficients:

                            Estimate Std. Error t value  Pr(>|t|)
(Intercept)               -0.0411166  0.2360094 -0.1742 0.8618236
`Media EPS`                0.0140835  0.0012889 10.9264 < 2.2e-16 ***
Dispersion_precio         -0.0054975  0.1514380 -0.0363 0.9710677
Log_Cobertura             -0.1351605  0.0341260 -3.9606 9.520e-05 ***
Deuda                      0.5914536  0.3915914  1.5104 0.1320893
```

Nota: El modelo incorpora efectos fijos por empresa. Los errores estándar están clusterizados por empresa. Los coeficientes asociados a los efectos fijos no se muestran, ya que actúan como variables de control y no forman parte del análisis principal del trabajo.

Tabla C2

Bondad de ajuste y significatividad global del modelo

```
Residual standard error: 0.3544 on 276 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.1879,    Adjusted R-squared:  0.1349
F-statistic: 3.547 on 18 and 276 DF,  p-value: 2.904e-06
```

Tabla C3

Diagnóstico de multicolinealidad

```
> print(vif(modelo_vif))
      `Media EPS` Dispersion_precio     Log_Cobertura             Deuda
         1.147097          1.091118          1.169827          1.061332
```

Nota: Todos los valores VIF son inferiores a 1,17, lo que indica ausencia de problemas relevantes de multicolinealidad.

Tabla C4

Diagnóstico de heterocedasticidad

```
        studentized Breusch-Pagan test

data:  modelo_log_norm
BP = 63.074, df = 18, p-value = 6.459e-07
```

Nota: El test de Breusch-Pagan detecta heterocedasticidad ($p < 0,05$).

Tabla C5

Diagnóstico de autocorrelación

```
        Wooldridge's test for serial correlation in FE panels

data:  plm.model
F = 0.24201, df1 = 1, df2 = 278, p-value = 0.6231
alternative hypothesis: serial correlation
```

Nota: El test de Wooldridge no detecta autocorrelación serial ($p > 0,05$).

Anexo D. Resultados Econométricos del Período de 2015

Tabla D1

Resultados del modelo principal con errores estándar clusterizados por empresa

```
t test of coefficients:

                                 Estimate  Std. Error t value  Pr(>|t|)
(Intercept)                   -0.52543313  0.87843354 -0.5981 0.5509278
`Media EPS`                   -0.07131368  0.03660498 -1.9482 0.0538495 .
Dispersion_precio              6.10213281 10.21486907  0.5974 0.5514401
Revisión                      -0.00091847  0.00072903 -1.2599 0.2102938
Interaccion_revision_dispersion  0.03484219  0.03426300  1.0169 0.3113523
Log_Cobertura                  0.14169515  0.21124006  0.6708 0.5037188
Deuda                          0.22209667  0.14375210  1.5450 0.1251184
```

Nota: El modelo incorpora efectos fijos por empresa. Los errores estándar están clusterizados por empresa. Los coeficientes asociados a los efectos fijos no se muestran, ya que actúan como variables de control y no forman parte del análisis principal del trabajo.

Tabla D2

Bondad de ajuste y significatividad global del modelo

```
Residual standard error: 0.1281 on 114 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.3087,    Adjusted R-squared:  0.03585
F-statistic: 1.131 on 45 and 114 DF,  p-value: 0.2965
```

Tabla D3

Diagnóstico de multicolinealidad

```
> print(vif(modelo_vif))
                    `Media EPS`                Dispersion_precio
                       1.240082                         1.145152
                       Revisión Interaccion_revision_dispersion
                       1.093005                         1.072737
                   Log_Cobertura                            Deuda
                       1.310620                         1.171310
```

Nota: Todos los valores VIF son inferiores a 1,32, lo que indica ausencia de problemas relevantes de multicolinealidad.

Tabla D4

Diagnóstico de heterocedasticidad

```
        studentized Breusch-Pagan test

data:  modelo_log_norm
BP = 70.307, df = 45, p-value = 0.009288
```

Nota: El test de Breusch-Pagan detecta heterocedasticidad ($p < 0,05$).

Tabla D5

Diagnóstico de autocorrelación

```
        Wooldridge's test for serial correlation in FE panels

data:  plm.model
F = 4.216, df1 = 1, df2 = 118, p-value = 0.04226
alternative hypothesis: serial correlation
```

Nota: El test de Wooldridge detecta evidencia de autocorrelación serial ($p < 0,05$).

Anexo E. Resultados Econométricos del Período de 2025

Tabla E1

Resultados del modelo principal con errores estándar clusterizados por empresa

```
t test of coefficients:

                                  Estimate  Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)                    -0.87340451  6.25773148 -0.1396 0.889247
`Media EPS`                    -0.01676844  0.00587880 -2.8524 0.005162 **
Dispersion_precio               7.63679810  5.40522732  1.4129 0.160447
Revisión                       -0.00003883  0.00140055 -0.0277 0.977930
Interaccion_revision_dispersion -0.00923374  0.04710032 -0.1960 0.844928
Log_Cobertura                   0.21645811  1.50615418  0.1437 0.885981
Deuda                           0.19180989  0.23657900  0.8108 0.419205
```

Nota: El modelo incorpora efectos fijos por empresa. Los errores estándar están clusterizados por empresa. Los coeficientes asociados a los efectos fijos no se muestran, ya que actúan como variables de control y no forman parte del análisis principal del trabajo.

Tabla E2

Bondad de ajuste y significatividad global del modelo

```
Residual standard error: 0.2341 on 113 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.4567,    Adjusted R-squared:  0.2403
F-statistic: 2.111 on 45 and 113 DF,  p-value: 0.0007971
```

Tabla E3

Diagnóstico de multicolinealidad

```
> print(vif(modelo_vif))
                    `Media EPS`                Dispersion_precio
                       2.113114                         2.180032
                       Revisión Interaccion_revision_dispersion
                       1.138839                         1.057462
                  Log_Cobertura                            Deuda
                       1.115956                         1.165757
```

Nota: Todos los valores VIF son inferiores a 2,19, lo que indica ausencia de problemas relevantes de multicolinealidad.

Tabla E4

Diagnóstico de heterocedasticidad

```
        studentized Breusch-Pagan test

data:  modelo_log_norm
BP = 102.88, df = 45, p-value = 2.002e-06
```

Nota: El test de Breusch-Pagan detecta heterocedasticidad ($p < 0,05$).

Tabla E5

Diagnóstico de autocorrelación

```
        Wooldridge's test for serial correlation in FE panels

data:  plm.model
F = 4.9115, df1 = 1, df2 = 117, p-value = 0.02861
alternative hypothesis: serial correlation
```

Nota: El test de Wooldridge detecta evidencia de autocorrelación serial ($p < 0,05$).