



Ciencia Latina Revista Científica Multidisciplinar, Ciudad de México, México.
ISSN 2707-2207 / ISSN 2707-2215 (en línea), septiembre-octubre 2025,
Volumen 9, Número 5.

https://doi.org/10.37811/cl_rcm.v9i5

DEL BALANCE AL MERCADO: RENTABILIDAD, RIESGO Y DESEMPEÑO FINANCIERO-BURSÁTIL EN COLOMBIA (2019-2024)

FROM BALANCE SHEETS TO MARKETS: PROFITABILITY, RISK, AND
FINANCIAL-MARKET PERFORMANCE IN COLOMBIA (2019–2024)

Nicolas Rubio-García

Universidad El Bosque; Medellín, Colombia

Luis Miguel Castro-Forero

Universidad El Bosque; Medellín, Colombia

Jheraldin Smith Viña-Meneses

Universidad El Bosque; Medellín, Colombia

Jacquelin Velosa Lopez

Universidad El Bosque; Medellín, Colombia

Del balance al mercado: rentabilidad, riesgo y desempeño financiero-bursátil en Colombia (2019-2024)

Nicolas Rubio-García¹nrubio@unbosque.edu.co<https://orcid.org/0000-0003-3502-0784>

Universidad El Bosque; Medellín, Colombia

Luis Miguel Castro-Forerolcastrof@unbosque.edu.co<https://orcid.org/0009-0009-5650-9109>

Universidad El Bosque; Bogotá, Colombia

Jheraldin Smith Viña-Menesesjvina@unbosque.edu.co<https://orcid.org/0009-0007-3510-0465>

Universidad El Bosque; Quito, Ecuador

Jacquelin Velosa Lopezjvelosalo@unbosque.edu.co<https://orcid.org/0000-0001-8058-5907>

Universidad El Bosque; Bogotá, Colombia

RESUMEN

El presente artículo analiza la relación entre el desempeño financiero y la rentabilidad bursátil en el mercado accionario colombiano entre el 2019 y 2024. A través de una metodología cuantitativa y longitudinal, se combinan herramientas del análisis financiero tradicional, razones financieras y el modelo DuPont con modelos econométricos de series de tiempo ARIMA y GARCH. Los resultados muestran estructuras patrimoniales muy sólidas, recuperación posterior a la pandemia de 2020 y diferencias muy marcadas en liquidez, eficiencia y rentabilidad entre los diferentes sectores. Los modelos ARIMA confirman la no existencia de autocorrelación en los retornos, mientras que los GARCH evidencian una alta persistencia de la volatilidad, indicador de memoria larga del riesgo. En conjunto, el análisis combinado de indicadores contables y de mercado permite entender mucho mejor las dinámicas de rentabilidad y de riesgo, un enfoque muy útil para la gestión financiera y la toma de decisiones en épocas de volatilidad.

Palabras clave: mercado financiero, rentabilidad, volatilidad, series temporales, análisis financiero

¹ Autor principal

Correspondencia: nrubio@unbosque.edu.co

From Balance Sheets to Markets: Profitability, Risk, and Financial–Market Performance in Colombia (2019–2024)

ABSTRACT

This article analyzes the relationship between financial performance and stock market returns in the Colombian equity market from 2019 to 2024. Through a quantitative and longitudinal approach, it combines tools from traditional financial analysis, financial ratios, and the DuPont model with econometric time series models such as ARIMA and GARCH. The results reveal strong capital structures, a post-pandemic recovery after 2020, and pronounced differences in liquidity, efficiency, and profitability across sectors. The ARIMA models confirm the absence of autocorrelation in returns, while the GARCH models show high volatility persistence, indicating long-memory behavior of risk. Overall, the combined analysis of accounting and market indicators provides a deeper understanding of profitability and risk dynamics, offering a valuable framework for financial management and decision-making in periods of heightened market volatility.

Keywords: financial market, profitability, volatility, time series, financial analysis

Artículo recibido 18 setiembre 2025
Aceptado para publicación: 05 octubre 2025



INTRODUCCIÓN

En el ámbito internacional, los mercados de valores se caracterizan por un ambiente volátil influido por factores macroeconómicos globales, flujos de inversión extranjera y dinámicas geopolíticas (Banco De La República, 2024). Diversos episodios como la pandemia del COVID-19, el aumento sostenido de las tasas de interés en economías desarrolladas y los choques inflacionarios globales, son prueba de cómo las variaciones abruptas en los precios de los activos financieros pueden desestabilizar tanto a economías desarrolladas como emergentes, generando la necesidad de modelos robustos de medición y gestión del riesgo (Vagif Rustamov, 2024).

En este contexto, la literatura ha avanzado hacia la incorporación de modelos econométricos especializados en capturar la varianza condicional de las series financieras, es decir, el efecto de los shocks recientes en estas (Brooks, 2014). Si bien el análisis financiero tradicional, a través de herramientas como el análisis horizontal y vertical de los estados financieros, provee una base sólida para comprender la evolución y estructura de las organizaciones, este enfoque resulta limitado ante la volatilidad inherente a los mercados accionarios. En respuesta a estas limitaciones, los modelos de la familia ARCH/GARCH y sus extensiones se han consolidado como herramientas fundamentales para capturar la naturaleza dinámica y dependiente en el tiempo de la volatilidad (Sarangi et al., 2015), complementando así el análisis clásico. Se puede documentar su efectividad en diferentes contextos, desde la estimación del Valor en Riesgo (VaR) en índices financieros, el análisis del impacto de choques externos como la pandemia del COVID-19 sobre los movimientos financieros de las acciones, hasta la rentabilidad y composición de portafolios óptimos (Barbosa Camargo et al., 2019; Francq & Zakoian, 2019; Gómez Osorio et al., 2023).

América Latina no ha sido ajena a estas dinámicas, dado que la región ha estado históricamente expuesta a choques de commodities, inestabilidad política y alta dependencia de capitales externos (Barbosa Camargo et al., 2019). Esto ha generado mercados financieros con menor profundidad que los de países desarrollados, lo que intensifica la volatilidad en momentos de crisis. En este marco, Colombia constituye un caso de interés, ya que la Bolsa de Valores de Colombia (BVC) se ha consolidado como un escenario fundamental para la canalización del ahorro hacia la inversión productiva y como un termómetro de las expectativas de los agentes económicos.



En este sentido, el mercado bursátil colombiano refleja un comportamiento marcado por la volatilidad, influida por factores macroeconómicos, regulatorios y externos como la dinámica de los precios internacionales del petróleo y los flujos de inversión extranjera (Banco De La República, 2024). Este entorno genera un escenario de incertidumbre que influye en la valoración de los activos financieros y, por ende, en la toma de decisiones de inversión, especialmente en mercados emergentes o en desarrollo como el del país, donde la liquidez y profundidad del mercado son limitadas.

En este escenario resulta pertinente enfocar el análisis en el mercado bursátil colombiano, no solo por su importancia en el contexto regional, sino también por el papel estratégico que cumplen sus empresas líderes en sectores como el bancario, de energía e infraestructura. Bajo esta idea, a partir de criterios de capitalización se seleccionan tres empresas representativas, cuya evolución entre 2019 y 2024 constituye un terreno idóneo para articular herramientas de análisis financiero tradicional con modelos econométricos de volatilidad. De esta manera, esta investigación busca evaluar el desempeño contable, estimar la rentabilidad y volatilidad bursátil, y contrastar la coherencia entre las dinámicas financieras y de mercado con el fin de extraer resultados útiles para inversionistas y responsables de la gestión empresarial en Colombia.

Con base en lo anterior, la estructura del estudio se organiza de la siguiente manera: posterior a esta introducción se tiene el apartado de antecedentes, en el que se exponen diversos trabajos que han utilizado herramientas de econometría financiera para estudios de activos financieros; luego, la definición de términos que define los diferentes conceptos que se utilizan durante el desarrollo de la investigación, incluyendo las definiciones matemáticas pertinentes; la sección de metodología expone el plan de investigación seguido para la selección y evaluación de las empresas. La sección de resultados presenta los hallazgos obtenidos mientras que en la discusión se debaten y contrastan dichos hallazgos frente a la literatura y a los objetivos de investigación. Por último, en la sección de conclusión se realiza las reflexiones finales y se plantean recomendaciones para la gestión financiera y las decisiones de inversión a partir del uso de herramientas financieras complementarias.

Antecedentes

La literatura financiera y econométrica ha destacado la importancia de comprender la volatilidad y el riesgo en los mercados accionarios, especialmente en economías emergentes como Colombia.



Diversos estudios han abordado el tema desde enfoques metodológicos y contextuales distintos, aportando evidencia sobre la necesidad de complementar el análisis financiero tradicional con modelos dinámicos de series de tiempo.

En primer lugar, Barbosa Camargo et al. (2019) realizaron un aporte clave al analizar veinticuatro acciones del índice COLCAP entre 2013 y 2017, mediante modelos GARCH y simulaciones de Montecarlo. Sus hallazgos mostraron que no existe un único modelo adecuado para estimar el Valor de Riesgo (VaR), pero destacaron la utilidad de los enfoques paramétricos bajo distribuciones normales y simulación de escenarios como estrategias robustas de gestión de riesgo, evidenciando la complejidad de capturar la volatilidad en mercados financieros emergentes y la necesidad de aplicar metodologías flexibles. Por su parte, el impacto de choques externos como la pandemia del COVID-19 fue analizado por Solano Benavides & Alandete Brochero (2024), quienes aplicaron pruebas de causalidad de Granger al índice COLCAP. Sus resultados demostraron la sensibilidad del mercado colombiano a la evolución de contagios y muertes, identificando sobrerreacciones de los inversionistas y confirmando la relevancia de modelos no lineales para evaluar efectos exógenos en los mercados financieros. Adicionalmente, Gómez Osorio et al. (2023) estudiaron el impacto de la pandemia sobre el riesgo y la rentabilidad de portafolios óptimos en el COLCAP, mostrando como alteró drásticamente la eficiencia de las carteras de inversión, reduciendo los rendimientos y la diversificación del mercado.

Desde un enfoque histórico y estadístico, Gutiérrez Romero et al. (2019) compararon la volatilidad trimestral del COLCAP entre 2012 y 2017, concluyendo que las variaciones no eran estadísticamente significativas entre trimestres, lo que aporta una visión de relativa estabilidad en periodos sin choques externos. Por su parte, Galarza Melo & Fajardo Hoyos (2021) incorporaron información de alta frecuencia en modelos ARCH, GARCH y EGARCH para el COLCAP (2008-2020), evidenciando que las especificaciones GARCH(1,1) y EGARCH(1,1) son más eficientes para capturar clústeres de volatilidad y colas pesadas, validando empíricamente su pertinencia en el contexto colombiano.

En cuanto a aportes metodológicos, Perlin et al. (2021) presentaron un tutorial en el lenguaje R sobre modelos ARCH/GARCH, constituyendo una referencia práctica para investigadores interesados en la modelación de series financieras. En un nivel más innovador, Clerk & Savel'ev (2022) exploraron



extensiones no estacionarias del modelo GARCH, capaces de capturar momentos de orden superior en diferentes activos, mostrando ventajas en escenarios de crisis. Estas obras abren la puerta a la aplicación de metodologías más sofisticadas en mercados emergentes.

Es posible decir que la literatura evidencia cuatro tendencias principales: en primer lugar, el análisis financiero tradicional resulta insuficiente para capturar los riesgos bursátiles; en segundo lugar, los modelos GARCH y sus extensiones han demostrado gran utilidad en la predicción de volatilidad y en la gestión del riesgo; tercero, se observa que mientras algunos trabajos emplean técnicas estadísticas convencionales (como ANOVA o volatilidad histórica), otros avanzan hacia modelos dinámicos de heterocedasticidad condicional y simulaciones más sofisticadas. Esta evolución metodológica refleja el tránsito de enfoques descriptivos hacia herramientas econométricas más robustas (Clerk & Savel'ev, 2022; Perlin et al., 2021), lo que sugiere que los indicadores financieros tradicionales, por sí solos, no logran captar plenamente el riesgo bursátil, reforzando la necesidad de complementarlos con modelos econométricos capaces de anticipar patrones de volatilidad y riesgo extremo. Por último los eventos externos como la pandemia del COVID-19 ponen en manifiesto la vulnerabilidad de los mercados latinoamericanos de cara a la interacción con eventos macroeconómicos y sociales a nivel global.

Bajo este marco, se justifica evaluar el desempeño financiero y rentabilidad bursátil de las principales empresas de la Bolsa de Valores de Colombia entre el año 2019 y 2024, integrando el análisis financiero clásico permitiendo visualizar de manera interna más a profundidad el estado de las empresas y los modelos econométricos de series de tiempo, con el fin de aportar evidencia actualizada y generar recomendaciones para inversionistas y tomadores de decisiones desde una perspectiva más amplia.

Definición de Términos

El análisis financiero tradicional es el sustento sobre el cual se evalúa la situación económica de la empresa y se basa fundamentalmente en tres herramientas: el análisis horizontal y vertical, las ratios financieras y el modelo DuPont. El análisis vertical permite conocer cómo es la estructura relativa de las cuentas anuales cuando cada cuenta se expresa como un porcentaje de una cuenta base, mientras que el análisis horizontal mide las variaciones interanuales para detectar tendencias de crecimiento o deterioro en las partidas. Por su parte, las ratios financieras resumen la información contable en cifras



que son más fáciles de comparar y de interpretar, y que facilitan saber si la empresa es solvente, si es eficiente, si es rentable y si está demasiado endeudada. Entre las más importantes están la liquidez corriente, la deuda sobre los activos totales, la rotación del inventario y el margen bruto, así como también los indicadores de rentabilidad sobre los activos (ROA) y sobre el capital propio (ROE). Por último, el modelo DuPont descompone el ROE en tres términos, margen neto, rotación de los activos y apalancamiento financiero, lo que permite ver que parte de la rentabilidad proviene de la gestión operativa y la gestión del capital de trabajo (Nieto Dorado & Cuchiparte Tisalema, 2022; Ross et al., 2010; Zambrano Álvarez & Farias Zamora, 2024).

Bajo esta idea, siendo U_N la utilidad neta, V las ventas netas, A_t los activos totales y P el patrimonio; su descomposición permite identificar el aporte del margen neto (U_N/V), la rotación de activos (V/A_T) y el apalancamiento financiero (A_T/P) en la generación de rentabilidad para los accionistas, definiéndose como:

$$ROE = \frac{U_N}{V} \times \frac{V}{A_T} \times \frac{A_T}{P}$$

(1)

El mercado de valores, en su sentido más amplio, se refiere a cualquier sistema en el que los inversores compren y vendan derechos y compromisos patrimoniales, entre los cuales las acciones representan la propiedad de las empresas y son uno de los principales vehículos de canalización del ahorro hacia la inversión. El precio de una acción refleja las expectativas de los inversores sobre el desempeño de los estados financieros de la empresa en cuestión y del escenario macroeconómico (AMV, 2020).

La forma más común de medir la rentabilidad de un activo es a través de los retornos simples, R_t , y logarítmicos, r_t , que se definen como la variación porcentual del precio y el logaritmo neperiano de la razón entre precios consecutivos. Los retornos logarítmicos son elegidos en trabajos econométricos por poseer las propiedades de aditividad temporal y de simetría estadística (Brooks, 2014; Tsay, 2010).

$$R_t = \frac{p_t - p_{t-1}}{p_{t-1}}, r_t = \ln\left(\frac{p_t}{p_{t-1}}\right)$$

(2)

La volatilidad, σ , es un término que está muy relacionado con el concepto de riesgo que se suele asociar a las finanzas, siendo este último la incertidumbre asociada a los rendimientos futuros de un activo. Conceptualmente, la volatilidad mide el grado de dispersión que presentan los retornos en torno a su media, y normalmente se calcula a través de la desviación estándar. Cuanto mayor sea esta magnitud, más inestabilidad hay en los precios y, por lo tanto, más riesgo percibido tienen los inversores.

De manera alternativa, algunos autores proponen que se emplee la desviación media absoluta (MAD) como un estimador más resistente a la presencia de valores atípicos (Court & Rengifo, 2011; Vagif Rustamov, 2024). En el caso de Colombia, la evolución de la volatilidad del mercado suele representarse mediante el índice COLCAP, que recoge la evolución de las acciones más líquidas del mercado. Durante situaciones de estrés, como fue el caso de la pandemia de la COVID-19, este índice experimentó fuertes caídas y, también, importantes subidas en la volatilidad, dejando entrever la fuerte dependencia del mercado frente a este tipo de shocks externos (Gómez Osorio et al., 2023).

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_i^N (X_i - \bar{X})^2}{N}}; \sigma = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{t=1}^N (R_t - \bar{R})^2}$$

(3)

Desde la econometría financiera, una serie de tiempo se define como una secuencia de observaciones ordenadas cronológicamente, cuyo valor puede depender de sus propios rezagos. En este sentido, para que un proceso pueda modelarse adecuadamente, debe cumplirse con el principio de estacionariedad, es decir, mantener su media y varianza constantes en el tiempo. Bajo esta idea, los modelos autorregresivos integrados de medias móviles (ARIMA) permiten representar la dinámica de la media condicional de los retornos, combinando componentes autorregresivos (AR), de medias móviles (MA) y de diferenciación (I) para corregir la no estacionariedad (Levendis, 2018; Tsay, 2010). La ecuación general del modelo ARIMA, donde $\phi(L)$ y $\theta(L)$ representan los polinomios de los operadores de rezago L , y ε_t el término de error aleatorio, es:

$$\text{ARIMA}(p, d, q) = \phi(L)(1 - L)^d X_t = \theta(L)\varepsilon_t$$

(4)

No obstante, estos modelos basan sus predicciones, entre otros supuestos, en la varianza constante, una hipótesis que no se sostiene cuando se trata de series financieras en las que la volatilidad puede ser elevada en unos momentos y mucho más moderada en otros. Con el objetivo de reflejar adecuadamente este comportamiento, Engle & Ng (1993) pusieron en pie los modelos ARCH y GARCH, capaces de estimar la varianza condicionada a partir de los errores y varianzas anteriores, lo que les permite recoger el fenómeno de clústeres de volatilidad, que es característico de los mercados financieros. Un modelo de estas características se evalúa positivamente si presenta un bajo nivel de criterios de información como el AIC y el BIC, y obtiene una buena calificación en las pruebas de diagnóstico aplicadas a sus residuos (Ljung–Box, Jarque–Bera, ARCH-LM). Su forma general es:

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i R_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^p \beta_j \sigma_{t-j}^2 ; R_t = \sigma_t \epsilon_t$$

(5)

Donde σ_t^2 es la varianza condicional en el tiempo t , α_0 es la constante, α_i y β_j son los parámetros que ponderan, respectivamente, los choques pasados de los retornos (R_{t-i}^2) y las varianzas pasadas (σ_{t-j}^2), mientras que ϵ_t representa un término de error independiente e idénticamente distribuido con media cero y varianza unitaria.

En este sentido, los modelos ARIMA y GARCH suponen una aportación complementaria entre ellos: unos se encargan de explicar cómo se mueven los retornos, y los otros, de reflejar cómo lo hace el riesgo a lo largo del tiempo. El trabajar con ambos a la vez no solo enriquece el análisis financiero tradicional, sino que además permite abordar el estudio de un modo mucho más dinámico tanto de la rentabilidad como de la volatilidad.

METODOLOGÍA

La presente investigación tiene un enfoque cuantitativo, cuyo objetivo central es medir, modelar y relacionar variables financieras y bursátiles de las principales empresas que cotizan en la BVC en el periodo 2019–2024. Bajo esta idea, la estrategia metodológica se basó en el uso de datos secundarios, estados financieros reportados y series de precios obtenidas de fuentes públicas los cuales permitieron la aplicación de técnicas de análisis financiero y econométrico.

El diseño de la investigación es no experimental, ya que no se manipularon las variables, sino que se observaron y analizaron en su contexto real, para establecer relaciones entre el desempeño contable y el comportamiento bursátil de las empresas seleccionadas. Para alcanzar estos objetivos, el plan de trabajo se organizó en cuatro etapas principales:

- Selección de las empresas.
- Análisis financiero tradicional.
- Medición de rentabilidad y riesgo bursátil.
- Modelado econométrico de series de tiempo.

En este sentido, el punto de partida fue definir la muestra a analizar, es decir, las empresas sobre las cuales se realizarían los estudios financieros y econométricos. Para ello, se diseñó un plan de trabajo que permitiera identificar a los emisores más representativos de la BVC entre 2019 y 2024, tomando como criterio su liquidez bursátil.

Para ello, se partió de un conjunto inicial de emisores, registrado en un archivo Excel con el nombre de la empresa, su sigla y el *ticket* correspondiente. A partir de esta información, se descendieron las series históricas de precios de cierre ajustados y volúmenes transados mediante la librería *quantmod* en R, garantizando que todos los emisores fueran evaluados bajo los mismos parámetros temporales y metodológicos.

A partir de estos datos, se calcularon tres métricas: el valor negociado promedio, que mide en promedio cuánto dinero se movió diariamente en el mercado para cada acción; el volumen promedio de acciones, que indica cuántos títulos se transó en promedio por día; y la frecuencia de negociación, que representa la proporción de días hábiles en los que efectivamente hubo operaciones.

Para garantizar que la muestra estuviera compuesta por emisores con datos suficientes y relevantes, se establecieron dos condiciones: una cobertura mínima de precios del 70% de los días hábiles y una frecuencia de negociación de al menos 50%. Las empresas que no cumplieron estos filtros fueron descartadas y registradas en un archivo de Excel junto con las razones de exclusión.

Con los emisores que superaron este filtro se procedió a construir un índice compuesto de liquidez bursátil, en adelante llamado ICLB, cuyo cálculo se realizó en tres pasos:

1. Estandarización de métricas: cada indicador se transformó en un *z-score*, que es el valor bajo de la curva de la distribución de probabilidad normal, lo que convierte los valores en unidades comparables al medir qué tan alejados están de la media del grupo en términos de desviaciones estándar:

$$z(x_i) = \frac{x_i - \bar{x}}{s_x}$$

(6)

2. Asignación de pesos: para no privilegiar una sola dimensión de liquidez sobre las demás, se decidió asignar igual pesos a las tres métricas, aportando cada una un tercio al puntaje final.

3. Cálculo del índice: el ICLB de cada empresa se obtiene como el promedio aritmético de los tres *z-scores*:

$$ICLB = \frac{1}{3} [z(\text{valor negociado}) + z(\text{volumen}) + z(\text{frecuencia})] \quad (7)$$

De este modo todas las empresas se compararon de manera integral, considerando simultáneamente la magnitud de sus operaciones, el número de títulos transados y la regularidad de su negociación. Una vez calculado este índice para cada emisor, se ordenaron los resultados en un ranking y se seleccionaron las tres empresas con mayor puntaje:

Tabla 1
Empresas seleccionadas a partir del ICLB

Empresa	Ticket	z_val	z_vol	z_freq	ICLB
Bancolombia Preferencial	PFCIBEST.CL	4,931605	2,629112	0,577422	3,805439
Ecopetrol	ECOPETROL.CL	0,260903	4,258746	0,587547	1,49292
Grupo Bolívar	GRUBOLIVAR.CL	1,347101	-0,17318	-0,05028	0,751279

La siguiente etapa metodológica consistió en evaluar su desempeño financiero interno a partir de la información contable reportada entre 2019 y 2024, con el fin de identificar las fortalezas y debilidades en la gestión financiera de las empresas, y establecer una base sólida para contrastar dichos resultados con el comportamiento bursátil y los modelos econométricos de volatilidad.

Este proceso se realizó con las tres herramientas explicadas previamente: Análisis horizontal y vertical, razones financieras y modelo DuPont. Los cálculos se realizaron en Excel mediante la

organización de la información contable en matrices comparables por año y empresa, permitiendo obtener resultados homogéneos.

La tercera etapa se centró en la evaluación del comportamiento de las acciones en el mercado, para cuantificar tanto la rentabilidad como el riesgo asociado a la inversión en cada una de las empresas, aportando la perspectiva externa que refleja cómo el mercado valora y percibe dichas organizaciones.

Con este fin se calcularon dos tipos de retorno: simple y logarítmico, a partir de los precios de cierre ajustados. Mediante los retornos logarítmicos se estimó la rentabilidad promedio de cada acción durante el periodo de análisis, tanto en frecuencia diaria como anualizada, lo que permitió identificar qué empresas ofrecieron mayores retornos para los inversionistas en el horizonte temporal. Por otro lado, el riesgo bursátil se aproximó mediante la volatilidad, medida inicialmente como la desviación estándar de los retornos, resumiendo la magnitud de las fluctuaciones en los precios.

Con la información de rentabilidad promedio y volatilidad se elaboraron comparaciones entre empresas, identificando cuáles ofrecieron mejores combinaciones de riesgo y retorno, lo que permitió detectar si las compañías con mayor solidez financiera interna (evaluado en la etapa anterior) coincidían con las que el mercado premió con mejores retornos y menor riesgo.

La última etapa de la metodología se orientó al análisis de los retornos y de la volatilidad bursátil a través de los modelos econométricos de series de tiempo ARIMA y GARCH. En este sentido, mientras la etapa anterior permitió medir de manera descriptiva la rentabilidad y el riesgo, este añadió una perspectiva predictiva y explicativa sobre la forma en la que la volatilidad se genera y evoluciona en el tiempo.

Bajo esta idea, se partió de las series de retornos logarítmicos diarios de cada empresa, obtenidas previamente. Se aplicaron pruebas de estacionariedad, como la Dickey-Fuller aumentada (ADF), con el fin de verificar si las series eran estacionarias o requerían diferenciación con un nivel de significación α del 5%, lo que permitió confirmar que los retornos, a diferencia de los precios, suelen cumplir con los supuestos básicos para el modelado.

En una primera etapa se ajustaron modelos ARIMA permitiendo identificar si existen patrones de autocorrelación o rezagos significativos en las series. La segunda etapa se centró en la estimación de

los modelos GARCH, diseñados para modelar la varianza condicional de los retornos, especificando modelos GARCH (1,1).

El desempeño de estos modelos se evaluó mediante estadísticas de ajuste y pruebas de diagnóstico sobre los residuos, como la autocorrelación de segundo orden y la ausencia de heterocedasticidad adicional.

Estos resultados se integraron con los análisis previos de rentabilidad y desempeño financiero, lo que permitió discutir hasta qué punto la solidez contable de las empresas coincide con una mayor estabilidad en la volatilidad condicional y con un mejor perfil riesgo-retorno en el mercado accionario colombiano.

RESULTADOS

Análisis Financiero Tradicional

Con el objetivo de interpretar el comportamiento financiero de las empresas se realiza un análisis tradicional. Aquí se muestran los resultados del análisis horizontal y vertical de los estados financieros, el cálculo de razones financieras clave y la aplicación del modelo Dupont para estudiar la estructura, eficiencia y rentabilidad de las empresas seleccionadas. Estos trabajos de análisis se fundamentaron en la información contable reportada por las compañías para el periodo 2019-2024, lo que ha permitido identificar tendencias, detectar variaciones significativas en las cuentas contables, y conocer el desempeño relativo de las entidades. Esta visión complementaria aporta un valor muy relevante para afrontar la lectura de la solidez financiera, capacidad operativa y nivel de apalancamiento que exigen las conclusiones del diagnóstico del presente estudio. A continuación, se resumen los principales hallazgos señalados en cada caso.

El análisis financiero de Ecopetrol muestra una evolución estructural y operativa marcada por la recuperación económica postpandemia, el impacto de los precios internacionales del Brent y el WTI, y una gestión de capital altamente efectiva. A nivel de Balance General, el análisis vertical refleja una tendencia alcista continua en los activos totales, con incrementos muy significativos, especialmente en 2021 y 2022. Esto coincide con los procesos de inversión y expansión productiva de la compañía. El Pasivo Total aumentó US\$347 millones (9,7%) durante el año del COVID-19, período en el que se fortalecieron las fuentes de financiamiento externo para afrontar la caída de los ingresos, y

posteriormente se observó una moderación y una recuperación. Por su parte, el Patrimonio presentó un crecimiento sostenido, con un aumento muy significativo en 2022, cuando la compañía consolidó su estructura financiera con un mayor apalancamiento. En el Estado de Resultados, se observa una recuperación acelerada de los Ingresos Operacionales a partir de 2021, con un crecimiento muy significativo en 2022, año en el que la Utilidad Neta aumentó más del 140% en comparación con el año anterior. Sin embargo, cabe destacar que el año 2023, cerró con una caída de 27,3% en la Utilidad Neta respecto al 2022, explicado principalmente por el incremento de los costos y gastos de operaciones.

Tratando de dar una perspectiva, cobra sentido cómo lo hace un análisis vertical. En 2023, los activos corrientes supusieron un 26% del total, mientras que los activos no corrientes concentraron la mayor parte del balance, en línea con el perfil de capital intensivo del sector de la energía. El pasivo está mayoritariamente compuesto por deuda a largo plazo, conformando una estructura financiera sólida y de largo recorrido. En la cuenta de resultados, el coste de la mercancía vendida representó entre el 62% y el 65% de los ingresos operativos durante el período objeto de estudio, lo que permitió obtener márgenes brutos superiores a un 35%. En 2022 el margen operativo llegó a suponer el 27%, lo que se traduce en una contribución directa al resultado neto muy positiva de aquel ejercicio.

Tabla 2
Modelo Dupont de Ecopetrol (2019-2024)

Modelo Dupont - Ecopetrol						
	2019	2020	2021	2022	2023	2024
Razón Corriente	0,916	1,130	1,757	1,227	1,440	1,285
Endeudamiento Total	0,541	0,594	0,582	0,580	0,606	0,609
Margen Neto	0,212	0,039	0,214	0,248	0,161	0,142
Rotación de Inventarios	-24,71	-11,28	-12,57	-14,07	13,18	12,38
ROE	0,235	0,032	0,233	0,367	0,243	0,178

En términos de ratios financieros, la razón corriente ha mejorado paulatinamente desde 0,91 en 2019 a 1,43 en 2023, lo que ha supuesto una mejora en la liquidez a corto plazo. El nivel de endeudamiento se ha mantenido bajo control, con valores comprendidos entre el 54% y el 60%, lo que refleja una gestión

prudente del apalancamiento. El margen neto ha sido el máximo en 2022 con un 24,8%, un año en el que se han encuadrado los gastos a nivel operativo y de costes de modo muy eficiente. La rotación de inventarios presenta valores atípicos por el tratamiento del coste de ventas en algunos periodos, si bien en 2023 ha vuelto a valores operativos con 13,17 veces.

En definitiva, el desglose Dupont reflejó un elevado rendimiento sobre el capital (ROE), alcanzando un máximo del 36,7% en 2022, apoyado en el alto margen neto y en la adecuada rotación de activo. En 2023, aunque el ROE bajó hasta el 24,3%, siguió siendo un nivel elevado, por tanto, un rendimiento atractivo para los accionistas. Por el contrario, 2020 fue el peor año de rentabilidad, con un ROE del 3,2%, afectado por la mala coyuntura del mercado global.

En el periodo 2019-2024, Bancolombia mantiene una evolución financiera muy marcada por cambios relevantes, tanto en sus estructuras de balance como en sus resultados. En el caso del activo, el análisis horizontal muestra un crecimiento muy homogéneo de varios rubros importantes. Así, por ejemplo, los instrumentos financieros de inversión pasaron de \$16.822.754 millones en 2019 a \$37.570.270 millones en 2024, lo que implica un incremento absoluto de \$20.747.516. millones y una variación relativa acumulada del 123%. Asimismo, la cuenta Cartera de créditos y operaciones de leasing, que es uno de los principales activos del banco y que venía incrementándose a un ritmo moderado, muestra bastante estabilidad en términos de volumen. En el caso del pasivo se observan incrementos muy significativos en la cuenta Depósitos de clientes y otros pasivos financieros, que reflejan una mayor captación y uno de la mejor señal de actividad bancaria. No obstante, es importante observar cómo la razón corriente del banco se mantuvo en niveles bajos en todo el periodo (por ejemplo, 0,26 en 2019 y 0,26 en 2024) lo que es un comportamiento típico en entidades financieras por la naturaleza de sus operaciones, pero que sí limita fuertemente la interpretación de liquidez en los términos tradicionales aplicables a empresas no financieras.

El análisis vertical completa esta mirada al evidenciar que un alto porcentaje del activo está conformado por cartera de crédito, que representa cerca del 65% del total en el 2024. Esta concentración es habitual en el sector bancario, cuyo negocio principal es la intermediación financiera. En el pasivo, por su parte, los depósitos de clientes representan más del 60% del total, lo que confirma que Bancolombia está altamente apalancado con base en recursos de terceros.

Del estado de resultados se observa una evolución positiva de los ingresos por intereses que alcanzaron los \$16.628,32 millones en 2019 y aumentaron hasta \$32.613,55 millones en 2024. Sin embargo, en 2020 se produjo un ligero retroceso (-3%) ligado al impacto económico negativo por el estallido de la pandemia del Covid-19, situación que también se dejó sentir en el margen neto de ese ejercicio, que bajó a 3,79%, el más bajo en todo el periodo analizado. A su vez, el margen neto de 2021 fue de 27,77% lo que suponía una recuperación muy importante dada que ese año los ingresos por explotación y margen bruto de explotación sufrían un récord negativo. En el caso de las ratios se observa que durante el ejercicio se dispone de una rentabilidad adecuada en el mayor periodo, con un retorno sobre el patrimonio (ROE) que en 2022 llegó a tocar el 22,62% y que en 2023 mantuvo el tono alcanzando el 20,99%. Una evolución que viene apoyada, entre otras causas, por el despegue del margen neto operativo y la eficiencia en la utilización de los activos.

Tabla 3
Modelo Dupont de Bancolombia (2019-2024)

Modelo Dupont - Bancolombia						
	2019	2020	2021	2022	2023	2024
Razón Corriente	0,264	0,302	0,268	0,252	0,283	0,262
Endeudamiento Total	0,878	0,890	0,883	0,887	0,886	0,880
Margen Neto	0,252	0,038	0,278	0,339	0,295	0,284
ROE	0,112	0,011	0,124	0,175	0,159	0,143

El modelo Dupont permite descomponer el ROE en sus componentes principales. En el caso de Bancolombia, el margen neto indicador que refleja la rentabilidad obtenida por cada peso vendido muestra una importante recuperación después de la caída que sufrió en 2020. Así, en 2023, el margen neto fue de 28,42%, reflejando la solidez de la relación entre los ingresos netos y los ingresos totales de la entidad.

La rotación de activos, aunque no se presenta de forma explícita debido a la estructura particular del balance de los bancos, puede estimarse de manera aproximada al observar la estabilidad del margen que representa el ingreso sobre los activos totales, con un promedio anual del 0,66% durante el periodo analizado. Finalmente, el apalancamiento se ha mantenido en niveles elevados, con una

relación de pasivos a activos cercana al 88% a lo largo del periodo, lo que ha contribuido a potenciar el ROE, aunque también implica un mayor nivel de riesgo financiero. Esta alta dependencia del endeudamiento, si bien favorece la rentabilidad en etapas de crecimiento, podría representar una vulnerabilidad en contextos de contracción económica o aumento en las tasas de interés, por lo que una gestión prudente del apalancamiento resulta clave para mantener la estabilidad financiera a futuro. En resumen, Bancolombia ha tenido una evolución financiera favorable a lo largo de 5 años analizados de 2019 a 2024. Tras un par de años afectados por los efectos de la pandemia ha sabido recuperar sus niveles de crecimiento y rentabilidad, hacer crecer de manera consistente su negocio de intermediación financiera y generar valor para sus accionistas. El análisis Dupont también apunta en esta misma dirección, ya que la rentabilidad del banco ha venido por un equilibrio entre márgenes eficientes y un uso apalancado inteligente de su estructura de capital. En definitiva, un ejemplo de solvencia financiera y de coherencia con un modelo de negocio ganador del cual es un claro referente dentro del sistema financiero colombiano.

El análisis horizontal de los estados financieros del Grupo Bolívar evidencia un crecimiento sostenido de sus activos y pasivos totales durante el periodo 2019 y 2024. Los activos totales aumentaron de \$133.874 millones en 2019 a \$217.289 millones en 2024, reflejando una expansión acumulada del 62%. Este comportamiento se explica principalmente por el crecimiento del portafolio de inversiones y del crédito, así como por el fortalecimiento de los activos financieros no corrientes. En cuanto a los pasivos totales, estos pasaron de \$118.164 millones en 2019 a \$197.342 millones en 2024, lo que representa un incremento del 67%. Este avance se dio en línea con el crecimiento del negocio de intermediación financiera y con la ampliación de las obligaciones con clientes y bancos, manteniendo una estructura financiera estable y coherente con su perfil de riesgo.

El análisis vertical muestra que los pasivos representaron, en promedio, entre el 89% y el 91% del total de los activos durante el periodo, lo que confirma un alto nivel de apalancamiento financiero, característico del sector. En contraste, el patrimonio creció a un ritmo más moderado, al pasar de \$15.709 millones a \$19.947 millones entre 2019 y 2024, reforzando la idea de una estrategia de expansión basada principalmente en financiamiento externo, eficiente siempre que el rendimiento del capital invertido supere el costo del endeudamiento. En el estado de resultados, los ingresos por



intereses e inversiones constituyen la principal fuente de ingresos del Grupo Bolívar, representando más del 80% del total. Estos pasaron de \$11.319 millones en 2019 a \$22.157 millones en 2024, evidenciando un aumento acumulado superior al 95%. Aunque los gastos por intereses también crecieron de forma importante, el margen financiero bruto mantuvo una tendencia positiva, respaldando la expansión de la actividad crediticia y de inversión. La utilidad neta, por su parte, pasó de \$1.930 millones en 2019 a \$809 millones en 2024, con fluctuaciones derivadas del contexto económico y de la evolución de los márgenes de intermediación.

Tabla 4
Modelo Dupont de Grupo Bolívar (2019-2024)

Modelo Dupont – Grupo Bolívar						
	2019	2020	2021	2022	2023	2024
Razón Corriente	3,364	3,914	3,960	3,121	3,053	3,271
Endeudamiento Total	0,883	0,892	0,894	0,903	0,906	0,908
Margen Neto	0,171	0,054	0,137	0,110	0,008	0,037
ROE	0,123	0,039	0,085	0,092	0,010	0,041

El análisis de razones financieras respalda esta dinámica. El ROE pasó de 12,3% en 2019 a 4,1% en 2024, evidenciando una disminución en la rentabilidad sobre el patrimonio, aunque manteniendo niveles positivos pese a un entorno financiero más exigente. El nivel de endeudamiento se mantuvo estable en torno al 90%, confirmando la estrategia apalancada del grupo, mientras que la razón corriente se situó en promedio sobre 3,3 veces, reflejando una posición de liquidez holgada para atender sus obligaciones de corto plazo.

El desglose del modelo Dupont permite entender el comportamiento del rendimiento sobre el patrimonio (ROE). Para 2024, este indicador se ubicó en 4,1%, explicado por un margen neto de 3,7%, una rotación de activos de 0,12 veces y un apalancamiento financiero cercano a 10,3 veces. Esto sugiere que la rentabilidad obtenida proviene en gran medida del uso del apalancamiento, mientras que la rotación de activos se mantiene limitada, coherente con la naturaleza de las entidades financieras. En conjunto, los resultados reflejan que el Grupo Bolívar ha mantenido una evolución sólida y sostenida en su estructura financiera, respaldada por una gestión prudente del riesgo y una estrategia

de crecimiento apalancada en su capacidad de intermediación. A pesar del impacto negativo registrado en 2020 por la pandemia del COVID-19 —cuando los márgenes y la rentabilidad se vieron presionados—, la entidad logró recuperar gradualmente su estabilidad y mantener niveles de solvencia adecuados, consolidándose como uno de los actores más relevantes del sistema financiero colombiano. El análisis financiero tradicional revela trayectorias diferenciadas en cuanto a crecimiento, rentabilidad y estructura financiera, reflejando las particularidades sectoriales y estratégicas de cada una. Ecopetrol mostró un comportamiento cíclico marcado por la volatilidad de los precios del petróleo, evidenciado en las fuertes caídas de ingresos y utilidades en 2020 y su recuperación en 2021, destacando un modelo Dupont con márgenes netos altos y rotaciones de activos más elevadas que el resto. Por su parte, Bancolombia, como entidad financiera, mantuvo una estructura estable, con un ROE moderado y una rotación de activos baja, típicas del sector, aunque con una mejora paulatina en sus resultados tras la caída en 2020. En el caso de Grupo Bolívar, se evidenció una expansión sólida del balance y una rentabilidad creciente apalancada en una eficiente gestión de costos y un apalancamiento financiero que potenció su ROE desde un margen moderado.

De modo que el impacto del COVID-19 en 2020 fue notorio en las empresas, con caídas en ingresos, utilidades o eficiencia operativa, pero todas lograron una recuperación paulatina desde 2021, lo que refleja la resiliencia de sus modelos de negocio. La comparación evidencia que, aunque los sectores difieren, las empresas comparten una tendencia hacia la solidez patrimonial, un uso estratégico del apalancamiento y una gestión eficaz de los recursos, lo que ha sostenido su desempeño financiero durante el periodo analizado.

Medición de la Rentabilidad y el Riesgo Bursátil

Analizar el comportamiento de las cotizaciones de las tres empresas seleccionadas ha permitido estudiar la rentabilidad y el riesgo de sus acciones a lo largo del periodo 2019-2024. Los resultados se han extraído de sus precios ajustados diarios de los que se han calculado los rendimientos simples y logarítmicos, así como la volatilidad diaria y anual, que se recoge en la tabla 2:

Tabla 5
Retorno y Volatilidad de las empresas entre 2019 y 2024

Empresa	Retorno simple diario (%)	Retorno simple anual (%)	Retorno log diario (%)	Retorno log anual (%)
Bancolombia Preferencial	0,05883	14,825192	0,034471	8,686686
Ecopetrol	0,046515	11,72173	0,020777	5,2358
Grupo Bolívar	0,048636	12,25632	0,026393	6,650916

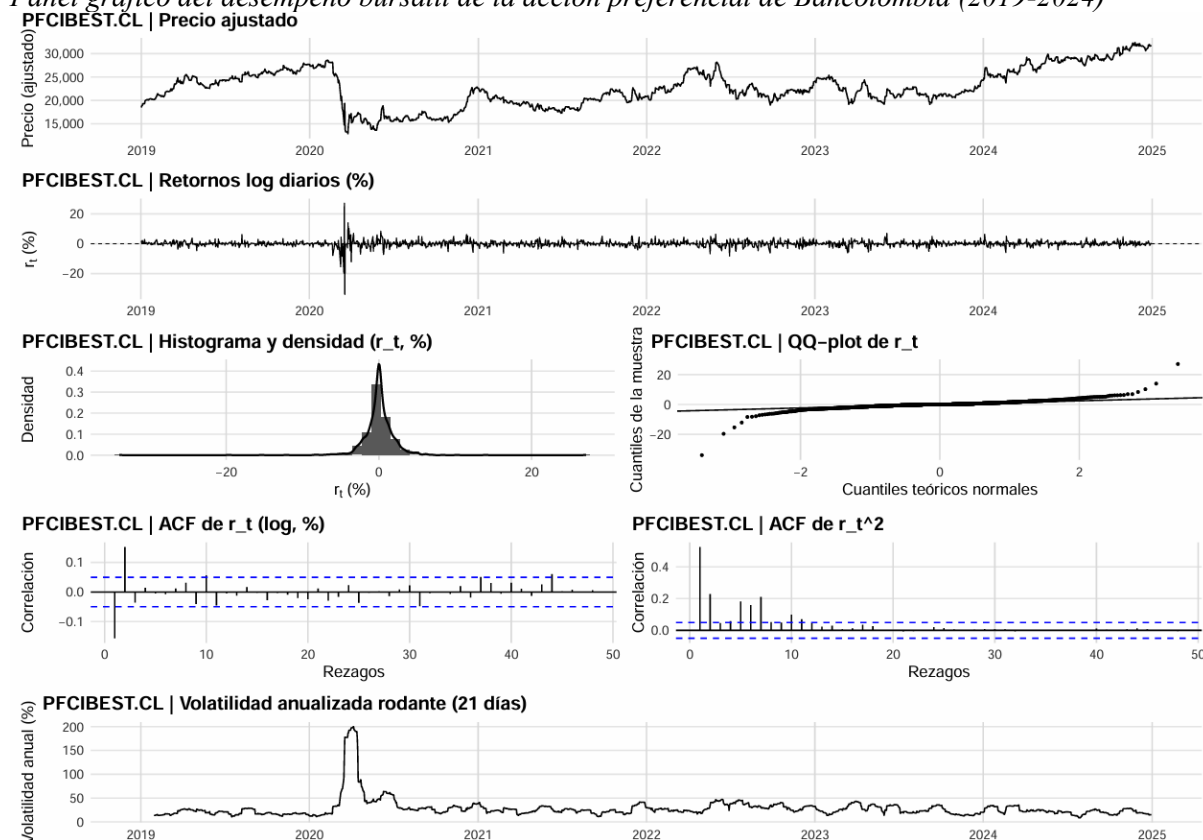
Empresa	Volatilidad diaria (%)	Volatilidad anual (%)
Bancolombia Preferencial	2,218791	35,222216
Ecopetrol	2,277636	36,156344
Grupo Bolívar	2,095042	33,257766

Nota: Los valores ya están expresados en porcentaje; se omite el signo (%) para facilitar la lectura.

En términos de desempeño promedio, la acción preferencial de Bancolombia registró el mayor retorno logarítmico anual (8,7%), superando al resto de emisores, y una volatilidad anualizada de 35,22%, lo que indica un comportamiento relativamente rentable frente al nivel de riesgo asumido.

Figura 1

Panel gráfico del desempeño bursátil de la acción preferencial de Bancolombia (2019-2024)



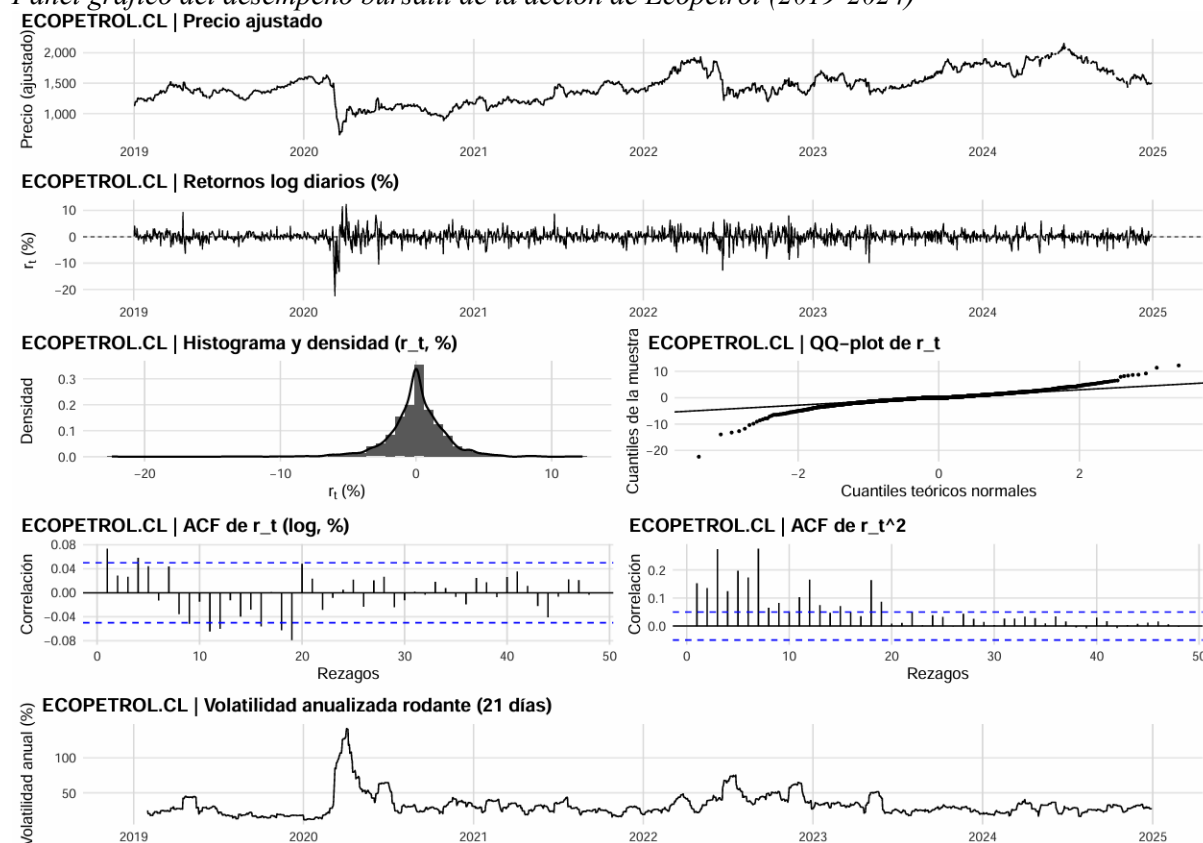
La serie de precios ajustados evidencia una subida constante de la cotización, con dos episodios de caídas bruscas en 2020 y mediados de 2022, seguida ambas de sendas remontadas. Manteniendo el optimismo, los rendimientos logarítmicos diarios se mueven en la franja general de -10% a 10% y, de forma excepcional, llegan a 20%. Es decir, volatilidad moderada y una cierta serenidad que apoya el gráfico de densidad, en el que se aprecia que la distribución es simétrica y que los extremos son un poco más largos de lo normal, señal de que hay más sucesos extremos de lo habitual, pero que no se repetirán.

En este sentido, el QQ-plot también sugiere que los extremos de la distribución no se ajustan a la normalidad, mientras que el ACF de los rendimientos indica que las correlaciones están muy cerca de cero, por lo que la media puede que sea independiente del pasado reciente. Sin embargo, el ACF de los rendimientos al cuadrado tiene un poco de correlaciones positivas marcadas, lo que podría reflejar cierto grado de heterocedasticidad condicional que no es muy acentuado.

En cuanto a la volatilidad, la volatilidad anualizada móvil a 21 días muestra picos bruscos en 2020, coincidiendo con el colapso de la crisis sanitaria, y picos más suaves en 2022, seguidos por un descenso que se acumula hasta finales de 2024. La rapidez con que se dejó atrás el riesgo refuerza la percepción de fortaleza de la empresa y del atractivo del valor como apuesta en el mercado colombiano.

Figura 2

Panel gráfico del desempeño bursátil de la acción de Ecopetrol (2019-2024)



En el periodo Ecopetrol reportó un retorno logarítmico anual de 5,23% y una volatilidad anualizada de 36,16%, ratios que muestran una rentabilidad moderada frente a un nivel de riesgo relativamente alto. El precio ajustado experimenta una gran volatilidad, con fuertes caídas en 2020 y recuperaciones en 2021, que coinciden con la evolución de los precios internacionales del petróleo y las tensiones macroeconómicas de los años siguientes.

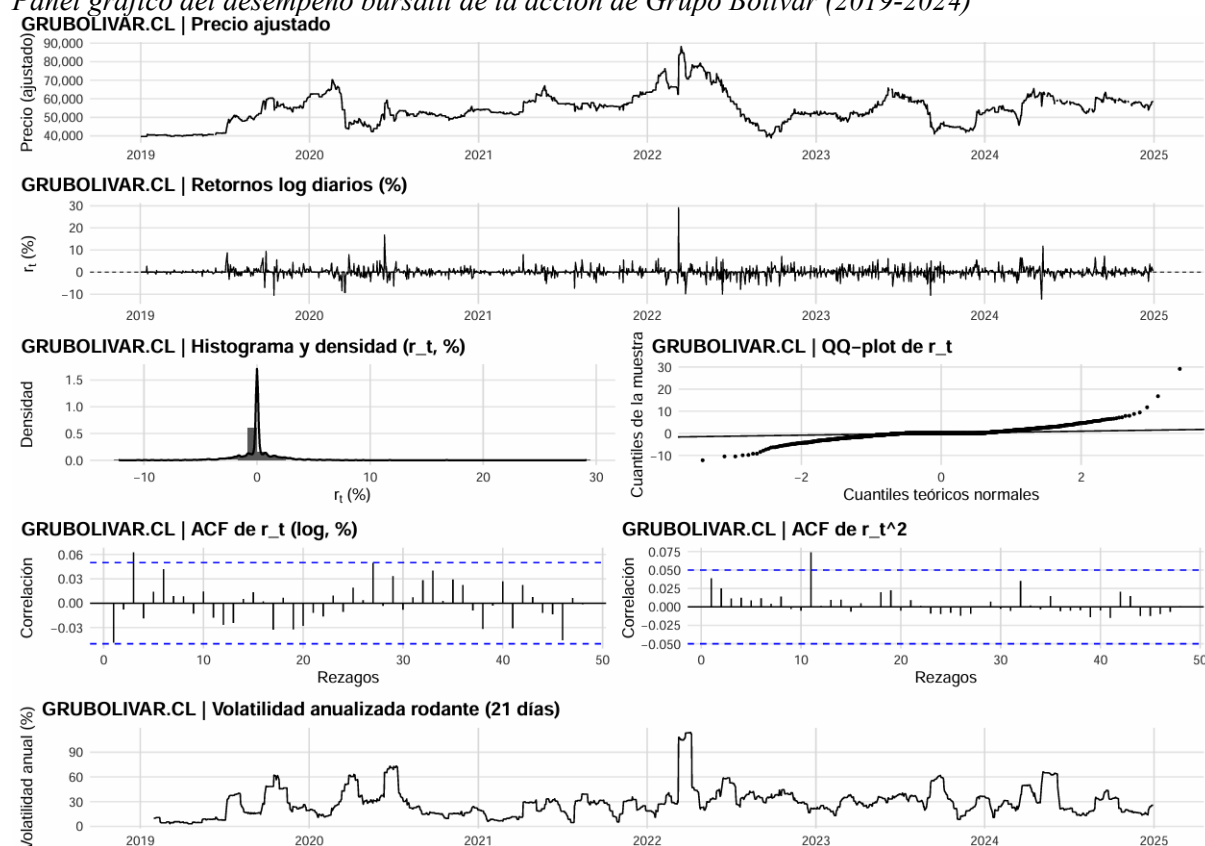
Los retornos logarítmicos diarios muestran una gran variabilidad, con cambios frecuentes en el rango de $\pm 1\%$ y acontecimientos aislados que superan el $\pm 2\%$, lo que indica que el activo es muy volátil. A esto se añade la asimetría hacia la izquierda del histograma de densidad, que puede estar provocada por caídas bruscas, y el gráfico QQ que interpreta esta idea al mostrar que hay colas inferiores más

profundas. Asimismo, el ACF de los retornos se mantiene cercano a cero, mientras que el ACF de los retornos al cuadrado exhibe una estructura positiva clara, que es indicativo de agrupaciones de volatilidad.

En la volatilidad rodante, se destacan picos acentuados en 2020 y 2022, coincidiendo con la crisis sanitaria, caídas del precio del crudo y episodios de incertidumbre política. Además, tras cada choque, la volatilidad disminuye gradualmente, aunque sin retornar completamente a niveles previos, lo que refleja una persistencia del riesgo.

Figura 3

Panel gráfico del desempeño bursátil de la acción de Grupo Bolívar (2019-2024)



Con un retorno anual logarítmico de 6,65% y una volatilidad anual de 33,26%, el Grupo Bolívar representa una relación riesgo-rendimiento intermedia en el conjunto de empresas. Adicionalmente, en el período su precio ajustado experimentó oscilaciones, con subidas y bajadas bruscas que hacían que no encontrase su estabilidad. El histograma es muy leptocúrtico con una masa de valores concentrada cerca de 0 y colas bastante largas, especialmente hacia la derecha, coherente con la existencia de varios saltos positivos aislados.

El QQ-plot se separa de la recta en los dos extremos, confirmando que hay colas pesadas y que no se ajustan a una distribución normal. Por otro lado, el ACF del retorno diario señala que hay autocorrelación en la media y el ACF de los retornos al cuadrado muestra que hay correlaciones positivas para los primeros rezagos con decaimiento lento, lo que puede ser una señal de heterocedasticidad condicional.

Se puede notar que la volatilidad móvil tiene picos muy altos en 2020 y un tramo muy alto en 2022, seguidos por descensos y episodios más moderados en 2023-2024. En este sentido, el activo combina rendimiento medio atractivo con episodios de fuerte riesgo intenso y persistente en torno al máximo de 2022.

Modelado ARIMA de los retornos

El primer paso para ajustar los modelos ARIMA fue evaluar la estacionariedad de las series de retornos logarítmicos a partir de tres pruebas estadísticas (Dickey-Fuller Aumentada (ADF), Phillips-Perron (PP) y KPSS), donde las primeras dos manejan la hipótesis nula de no estacionariedad, mientras que KPSS tiene la hipótesis nula de estacionariedad. Tras este paso se ajustan los modelos ARIMA y se procede a realizar pruebas de diagnóstico Ljung-Box que maneja la hipótesis nula de no autocorrelación y Jarque-Bera que tiene una hipótesis nula de que los residuos siguen una distribución normal. Con base en esto, el primer modelo es el de Bancolombia, cuyos resultados pueden observarse en la Tabla 3:

Tabla 6

Tabla de Resultados del modelo ARIMA de los retornos logarítmicos de Bancolombia

Panel A. Especificación del modelo		Panel D. Pruebas de diagnóstico		
Orden (p, d, q)	(0, 0, 2)	Ljung-Box (residuales)	stat = 8,114	p = ,618
Panel B. Coeficientes ARIMA		Ljung-Box (resid ²)	stat = 1036,465	p < ,001
ma1	-0,132	Jarque-Bera (residuales)	stat = 80791,681	p < ,001
ma2	0,145	Panel E. Estacionariedad (ADF, PP, KPSS)		
Panel C. Ajuste del modelo		ADF	stat = -11,460	p = ,010
σ (sigma)	0,02175	PP	stat = -1974,060	p = ,010
logLik	3.769,004	KPSS	stat = 0,059	p = ,100

AIC	-7.532,009
BIC	-7.515,944
nobs	1564

Los retornos logarítmicos de las acciones preferenciales de Bancolombia entre 2019 y 2024 se modelaron, usando un proceso ARIMA (0,0,2). Este enfoque fue justificado por la estacionariedad confirmada a través de las pruebas ADF, PP y KPSS. Este modelo, con coeficientes de media móvil $\theta_1 = -0.132$ y $\theta_2 = 0.145$, describe una dependencia de corto plazo en la que los choques en los precios suelen revertirse parcialmente en los días siguientes, evidenciando un ajuste rápido del mercado.

Los indicadores de ajuste (AIC = -7532.01; BIC = -7515.94; $\sigma = 0.02175$) muestran un rendimiento favorable prediciendo la media de los retornos. Sin embargo, los resultados de diagnóstico indican que, a pesar de la ausencia de autocorrelación lineal ($p = 0.618$), persiste la heterocedasticidad y desviaciones de normalidad ($p < 0.001$), lo que sugiere la presencia de volatilidad condicional. Por lo tanto, aunque el modelo captura adecuadamente la dinámica media de los retornos, es necesario considerar la incorporación de especificaciones GARCH para representar mejor la evolución temporal de la varianza.

Tabla 7

Tabla de Resultados del modelo ARIMA de los retornos logarítmicos de Ecopetrol

Panel A. Especificación del modelo Panel D. Pruebas de diagnóstico

Orden (p, d, q)	(2, 0, 1)	Ljung-Box (residuales)	stat = 15,142	p = ,127
Panel B. Coeficientes ARIMA		Ljung-Box (resid ²)	stat = 391,595	p < ,001
ar1	0,699	Jarque-Bera (residuales)	stat = 6448,541	p < ,001
ar2	-0,005	Panel E. Estacionariedad (ADF, PP, KPSS)		
ma1	-0,632			
Panel C. Ajuste del modelo		ADF	stat = -12,577	p = ,010
σ (sigma)	0,02269	PP	stat = -1553,764	p = ,010

logLik	3674,962	KPSS	stat = 0,028	p = ,100
AIC	-7341,924			
BIC	-7320,535			
nobs	1552			

El comportamiento de los retornos logarítmicos de Ecopetrol durante el periodo 2019–2024 se modeló mediante un ARIMA (2,0,1). Este modelo incorpora dos componentes autorregresivos y uno de media móvil, que capturan la dependencia temporal de corto plazo. Las pruebas de estacionariedad (ADF, PP y KPSS) confirmaron que la serie es estacionaria en nivel, por lo que no fue necesario aplicar diferenciación. Los coeficientes estimados ($\phi_1 = 0.699$, $\phi_2 = -0.005$ y $\theta_1 = -0.632$) evidencian un proceso con persistencia moderada y una ligera reversión en los rezagos más lejanos. Esto indica que, aunque los retornos conservan cierta memoria de las variaciones previas, tienden a estabilizarse con rapidez.

Los indicadores de ajuste (AIC = -7341.92; BIC = -7320.53; $\sigma = 0.02269$) demuestran que el modelo describe de manera satisfactoria la media condicional de los retornos. Las pruebas de diagnóstico respaldan un filtrado adecuado, dado que no se encontró autocorrelación lineal ($p = 0.127$). Sin embargo, se detectó una presencia significativa de heterocedasticidad y no normalidad ($p < 0.001$). Esto evidencia que la varianza no es constante y los residuos presentan colas pesadas, un fenómeno característico de las series financieras. En conjunto, aunque el modelo ARIMA (2,0,1) logra presentar correctamente la dinámica media de los retornos de Ecopetrol, los resultados sugieren la necesidad de complementarlo con modelos GARCH para capturar la volatilidad condicional observada.

Tabla 8

Tabla de Resultados del modelo ARIMA de los retornos logarítmicos de Grupo Bolívar

Panel A. Especificación del modelo		Panel D. Pruebas de diagnóstico		
Orden (p, d, q)	(1, 0, 1)	Ljung-Box (residuales)	stat = 8,374	p = ,592
Panel B. Coeficientes ARIMA		Ljung-Box (resid ²)	stat = 4,657	p = ,913
ar1	-0,024	Jarque-Bera (residuales)	stat = 63164,859	p < ,001
ma1	-0,025			

intercept	0	Panel E. Estacionariedad (ADF, PP, KPSS)		
Panel C. Ajuste del modelo		ADF	stat = -11,231	p = ,010
σ (sigma)	0,02088	PP	stat = -1689,563	p = ,010
logLik	3802,409	KPSS	stat = 0,055	p = ,100
AIC	-7596,818			
BIC	-7575,429			
nobs	1552			

El análisis de los retornos logarítmicos de las acciones del Grupo Bolívar entre 2019–2024 se realizó a través de un modelo ARIMA (1,0,1), el cual combina un componente autorregresivo de primer orden combinado con un término de media móvil. Las pruebas de estacionariedad (ADF, PP y KPSS) mostraron que la serie es estacionaria, por lo que no fue necesario diferenciarlo. Los coeficientes estimados ($\phi_1 = -0.024, \theta_1 = -0.025$) resultaron de baja magnitud y estadísticamente estables, lo que indica que los retornos no presentan una autocorrelación persistente, mostrando un comportamiento similar al de un proceso de ruido blanco. En cuanto al ajuste, los indicadores de ajuste (AIC = -7596.82; BIC = -7575.43; $\sigma = 0.02088$) muestran un modelo sencillo, con buena capacidad explicativa y una representación adecuada de la media condicional.

En cuanto a los diagnósticos, las pruebas Ljung-Box, tanto para los residuos ($p = 0.592$) como para los residuos al cuadrado ($p = 0.913$), confirman que no hay presencia de autocorrelación ni de heterocedasticidad condicional, lo que sugiere que el modelo logra capturar de manera eficiente la estructura temporal de la serie. Sin embargo, la prueba de Jarque-Bera ($p < 0.001$) señala que los residuos no siguen una distribución normal, ya que presentan colas pesadas, algo habitual de los retornos financieros. En términos generales, el modelo ARIMA (1,0,1) se ajusta bien para describir la media condicional de los retornos del Grupo Bolívar, mostrando una evolución estable y sin patrones predecibles, lo que es coherente con un comportamiento de mercado eficiente en el corto plazo.

En conjunto, los resultados de los modelos ARIMA aplicados a las distintas empresas muestran que estos son adecuados para describir la evolución promedio y la dependencia temporal de corto plazo de los retornos bursátiles. Sin embargo, no capturan los episodios de volatilidad agrupada característicos

de los mercados financieros. Esta evidencia respalda la inclusión de modelos GARCH en la siguiente etapa del análisis, con el propósito de modelar explícitamente la dinámica de la varianza condicional y evaluar con mayor detalle los patrones de riesgo y estabilidad del mercado accionario colombiano entre 2019 y 2024.

Modelado GARCH de la volatilidad

Después de modelar la volatilidad de los retornos logarítmicos con modelos ARIMA, el siguiente paso fue realizar el modelado de la volatilidad de los retornos logarítmicos con la familia de modelos ARCH-GARCH para capturar la heterocedasticidad condicional observada en la serie, es decir, los períodos en los que la varianza cambia persistentemente con el tiempo.

Previo a la realización de las estimaciones, se analizó la presencia de clústeres de volatilidad mediante la observación de los retornos al cuadrado y sus funciones de autocorrelación (FAC). Se aplicaron también pruebas de Engle (ARCH-LM) para comprobar la existencia de heterocedasticidad condicional y, por tanto, la conveniencia de utilizar modelos GARCH. Tras ajustar los modelos se ha comprobado el comportamiento de los residuos estandarizados realizando pruebas de Ljung-Box, Jarque-Bera y nuevamente ARCH-LM, en busca de la ausencia de autocorrelación y la correcta especificación del modelo.

A partir de las gráficas, las conclusiones que se pueden extraer de cada empresa se centran en conocer cómo han evolucionado sus riesgos financieros a lo largo del periodo, vamos a comenzar por Bancolombia, cuyos resultados se pueden ver en la Tabla 8:

Tabla 9
Tabla de Resultados del modelo GARCH de Bancolombia

Panel A. Especificación y criterios de información		Panel B. Coeficientes (EE, t, p)			
Especificación	ARMA(0,0)- sGARCH(1,1)	mu	0,0005	EE=0,0003; t=1,44	p = ,151
Distribución	Student-t	omega	0,0000	EE=0,0000; t=2,52	p = ,012
AIC	-5,4331661	alpha1	0,1473	EE=0,0435;	p < ,001

				t=3,39	
BIC	-5,4160465	beta1	0,8305	EE=0,0437; t=19,00	p < ,001
logLik	4.253,73588	shape	2,9399	EE=0,2908; t=10,11	p < ,001
$\alpha+\beta$	0,977815816	Panel D. Pronóstico (media y volatilidad)			
Estacionario ($\alpha+\beta<1$)	TRUE	t+1	$\mu=0,00046$	95% [- 0,02888, 0,02980]	$\sigma=0,01497$
Varianza incondicional	0,00117699	t+2	$\mu=0,00046$	95% [- 0,03024, 0,03115]	$\sigma=0,01566$
Panel C. Diagnósticos sobre residuales		t+3	$\mu=0,00046$	95% [- 0,03150, 0,03242]	$\sigma=0,01631$
Ljung-Box residuales (lag 10)	stat=8,551 p = ,575	t+4	$\mu=0,00046$	95% [- 0,03270, 0,03361]	$\sigma=0,01691$
Ljung-Box residuales^2 (lag 10)	stat=11,162 p = ,345	t+5	$\mu=0,00046$	95% [- 0,03382, 0,03474]	$\sigma=0,01749$
Jarque–Bera residuales	stat=1261,323 p < ,001				
ARCH-LM (Engle) lag 10	stat=10,394 p = ,407				

En el caso de Bancolombia, los resultados revelan un comportamiento con alta persistencia de la volatilidad, puesto que, siendo un modelo estacionario, están reflejando una disipación muy lenta de los impactos que llegan a la varianza. El parámetro indica que los impactos recientes afectan de forma inmediata la volatilidad, mientras que da cuenta de que hay una fuerte dependencia respecto a la volatilidad pasada. La media de los retornos () no arroja ningún resultado significativo, consistente con que lo normal es que los rendimientos diarios se sitúen muy cerca de cero, y la varianza incondicional estimada (0.00118) apunta a que, en términos medios, la volatilidad se sitúa en torno al 3,4%.

Los test Ljung-Box y ARCH-LM no indican presencia de autocorrelación ni heterocedasticidad residual, por lo que el modelo ajusta bien a los datos, aunque el test de Jarque-Bera sí apunta a excesos frecuenciales que justifican el uso de una t-Student con $v=2.94$. En términos de pronóstico, la volatilidad condicional aumenta ligeramente de 0.015 a 0.017 en los siguientes cinco periodos, lo que indica un riesgo controlado y una persistencia habitual en activos financieros muy líquidos.

Tabla 10

Tabla de Resultados del modelo GARCH de Ecopetrol

Panel A. Especificación y criterios de información		Panel B. Coeficientes (EE, t, p)			
Especificación	ARMA(0,0)- sGARCH(1,1)	mu	0,0006	EE=0,0004; t=1,62	p = ,105
Distribución	Student-t	omega	0	EE=0,0000; t=1,34	p = ,179
AIC	-5,0924564	alpha1	0,0474	EE=0,0110; t=4,31	p < ,001
BIC	-5,0752293	beta1	0,9492	EE=0,0103; t=92,48	p < ,001
logLik	3.956,74619	shape	3,337	EE=0,3385; t=9,86	p < ,001
$\alpha+\beta$	0,996620713	Panel D. Pronóstico (media y volatilidad)			
Estacionario	TRUE	t+1	$\mu=0,00063$	95%	[- $\sigma=0,01975$

$(\alpha+\beta<1)$				0,03807,	
				0,03934]	
				95%	[-
Varianza	0,001600348	t+2	$\mu=0,00063$	0,03828,	$\sigma=0,01985$
incondicional				0,03954]	
				95%	[-
Panel C. Diagnósticos sobre residuales		t+3	$\mu=0,00046$	0,03150,	$\mu=0,00063$
				0,03242]	
Ljung-Box				95%	[-
residuales (lag	stat=14,080	p = ,169	t+4	$\mu=0,00063$	0,03868,
10)					$\sigma=0,02006$
				0,03994]	
Ljung-Box				95%	[-
residuales^2	stat=35,411	p < ,001	t+5	$\mu=0,00063$	0,03887,
(lag 10)					$\sigma=0,02016$
				0,04014]	
Jarque-Bera	stat=4046,430	p < ,001			
residuales					
ARCH-LM	stat=38,180	p < ,001			
(Engle) lag 10					

Los resultados de Ecopetrol muestran una alta persistencia en la volatilidad, pues , lo que indica que los shocks de varianza tienden a permanecer varios periodos antes de disiparse, reflejando una larga memoria en los episodios de inestabilidad del mercado. El coeficiente nos señala que los shocks recientes tienen un efecto moderado en la volatilidad, mientras que el término, que es el que manda en la dinámica, nos hace suponer que hay una fuerte dependencia temporal.

Los criterios de información (AIC = -5,09, BIC = -5,07) y la log-verosimilitud (3956,7) parecen apuntar a que el ajuste es bueno, mientras que el cálculo que hace el modelo de varianza incondicional (0,0016) nos daría una volatilidad diaria media cercana al 4%. Por otro lado, los diagnósticos nos dejan una visión mixta: el test de Ljung-Box sobre los residuos ($p = 0,169$) no detecta autocorrelación, pero tanto el de Ljung-Box sobre residuos al cuadrado ($p < 0,001$) como el test ARCH-LM ($p < 0,001$)

nos hablan de heterocedasticidad remanente y, por lo tanto, de que quizás el modelo lo hace bien para los momentos de volatilidad normal pero que todavía tiene que explicar esos picos en los que la volatilidad se dispara.

En última instancia, las predicciones a corto plazo reflejan una volatilidad que se mantiene constante en torno al 2%, con intervalos de confianza amplios para los rendimientos, que expresan la elevada incertidumbre y la persistencia características de los activos vinculados a los precios internacionales del crudo.

Tabla 11
Tabla de Resultados del modelo GARCH de Grupo Bolívar

Panel A. Especificación y criterios de información		Panel B. Coeficientes (EE, t, p)			
Especificación	ARMA(0,0)- sGARCH(1,1)	mu	0	EE=0,0001; t=-0,11	p = ,909
Distribución	Student-t	omega	0	EE=0,0000; t=0,00	p = 1,000
AIC	-6	alpha1	0,1154	EE=0,0152; t=7,59	p < ,001
BIC	-6	beta1	0,8836	EE=0,0195; t=45,41	p < ,001
logLik	4.472	shape	2,3972	EE=0,0594; t=40,32	p < ,001
$\alpha+\beta$	0,998985065	Panel D. Pronóstico (media y volatilidad)			
Estacionario ($\alpha+\beta<1$)	TRUE	t+1	$\mu=-0,00001$	95% [-	$\sigma=0,01703$
				0,03339, 0,03336]	
Varianza incondicional	1,7846E-10	t+2	$\mu=-0,00001$	95% [-	$\sigma=0,01702$
				0,03337, 0,03335]	

				95%	[-		
Panel C. Diagnósticos sobre residuales				t+3	$\mu=0,00046$	0,03150,	$\mu=-0,00001$
						0,03242]	
Ljung-Box					95%	[-	
residuales (lag	stat=8,595	p = ,571	t+4	$\mu=-0,00001$	0,03334,	$\sigma=0,01700$	
10)					0,03331]		
Ljung-Box					95%	[-	
residuales^2	stat=3,939	p = ,950	t+5	$\mu=-0,00001$	0,03332,	$\sigma=0,01699$	
(lag 10)					0,03330]		
Jarque-Bera	stat=55611,178			p < ,001			
residuales							
ARCH-LM	stat=3,780			p = ,957			
(Engle) lag 10							

Los criterios ($AIC = -5.76$; $BIC = -5.74$; $\log Lik = 4471.9$) dan soporte a un buen ajuste y, a pesar que la media () no es significativa, sí que lo es el modelo de varianza, con y ambos con valores de, muy alta persistencia (), valores muy próximos a la frontera inferior de la estacionariedad. El que obtenemos es por otro lado muy cercano a cero y no significativo, por lo que la varianza incondicional que se calcula es muy pequeña; sin embargo, la cercanía de a 1 hace que esa volatilidad persistente se mantenga en el corto plazo.

En los chequeos de diagnóstico Ljung-Box sobre residuos no muestra autocorrelación remanente ($p = 0,571$) y sobre residuos² no muestra heterocedasticidad remanente ($p = 0,950$), ARCH-LM no muestra heterocedasticidad local ($p = 0,957$), mientras que Jarque-Bera ($p < 0,001$) descarta normalidad y es coherente con la t-Student. Si miramos al futuro, la previsión de la media se mantiene prácticamente nula y la volatilidad condicional ronda $\sigma \approx 0,017$ con un leve descenso, lo que sugiere un riesgo estable, pero con memoria larga por si llega algún sobresalto.

Los modelos GARCH evidencian que el mercado de acciones colombiano exhibe propiedades de persistencia e heterocedasticidad, en las que los episodios de volatilidad reaccionan de manera lenta a

los shocks y reflejan la sensibilidad de los precios a factores macroeconómicos y de liquidez. Estos resultados apoyan la necesidad de incorporar medidas dinámicas de riesgo en el análisis de cartera e inversión, dado que las variaciones en la volatilidad tienen un efecto directo sobre la estabilidad y el costo de oportunidad de las inversiones en renta variable.

DISCUSIÓN

Los resultados permiten comenzar a valorar si las premisas teóricas que se plantearon al inicio de la introducción y que se han visto también reflejadas en la revisión de la literatura en el apartado de los antecedentes tienen cabida o no. En primer lugar, los resultados obtenidos confirman que el mercado de valores colombiano sigue manteniendo una estructura con alta persistencia en su volatilidad y con una heterogeneidad manifiesta en la rentabilidad de los diferentes sectores, tal y como han puesto de manifiesto Barbosa Camargo et al. (2019) y Galarza Melo & Fajardo Hoyos (2021).

La estimación de los modelos GARCH arroja en todas y cada una de las empresas analizadas unos valores para la suma de sus coeficientes $\alpha + \beta$ que están muy próximos a la unidad, por lo que se puede concluir que los choques sobre la varianza tienen un efecto duradero. Este comportamiento encaja a la perfección con el que tienen los mercados emergentes, en los que la información tiende a incorporarse de forma lenta a precios y donde una limitada liquidez hace que las fluctuaciones se amplifiquen.

Desde la óptica sectorial, la persistencia en la volatilidad de Ecopetrol se puede imputar a que el sector lleva aparejada una importante dosis de riesgo externo, como sería el comportamiento del precio internacional del petróleo y gas natural. De este modo, los resultados sugieren que el mercado colombiano sigue siendo muy sensible a la llegada de malas noticias que puedan tener un impacto directo en un buen número de actores económicos, que es precisamente lo que han venido a confirmar Solano Benavides & Alandete Brochero (2024) en su trabajo.

El rendimiento agregado del mercado bursátil durante el periodo 2019-2024 refleja un mercado que, a pesar de los episodios críticos de 2020, logró recuperarse rápidamente. Las acciones preferenciales de Bancolombia registraron la mayor rentabilidad logarítmica anual con una volatilidad moderada, lo que las posiciona como un activo eficiente en términos de compensación riesgo-rentabilidad. Esta relación favorable sugiere que la solidez del sistema financiero colombiano y su capacidad de intermediación fueron los principales factores de estabilidad frente a la crisis sanitaria, en línea con los argumentos de

Brooks sobre la importancia de la estructura institucional en la moderación de la volatilidad de los precios.

El análisis financiero tradicional ofrece una lectura complementaria. Las tres empresas mostraron una recuperación sostenida a partir de 2021, en consonancia con la reactivación económica posterior a la pandemia, lo que refleja las estrategias financieras orientadas al fortalecimiento patrimonial y la eficiencia operativa, factores que en los modelos de Dupont se traducen en un alto ROE.

En este sentido, la evidencia empírica respalda que el análisis contable sigue siendo útil para explicar la capacidad de generación de valor de las empresas, aunque es limitado para captar las fluctuaciones a corto plazo debido a la volatilidad del mercado.

La relación entre la estabilidad financiera y el comportamiento bursátil habla de una interacción compleja entre los resultados que reflejan las cuentas y la percepción del riesgo: mientras que las ratios financieras y los indicadores Dupont hablan de una gestión eficiente del apalancamiento y del capital, los modelos GARCH dicen que este convencimiento no libra de las sorpresas que trae el camino.

Este hallazgo confirma la necesidad de combinar los estados financieros de las empresas con modelos econométricos de volatilidad, para tener una visión más realista de lo que pueden aguantar las empresas. En este sentido, el ejemplo más claro de este argumento se tiene en la persistencia que se observa en el parámetro de la varianza condicional ($\alpha + \beta \approx 0,99$), que dice que la volatilidad no es una casualidad pasajera, sino que es un elemento estructural del comportamiento del mercado.

Los análisis derivados de los modelos ARIMA por su parte indican que las rentabilidades de las empresas no presentan autocorrelación significativa en la media, lo que implica que se comportan de un modo compatible con la hipótesis de eficiencia débil del mercado, ya que con la información pasada no somos capaces de predecir movimientos futuros. Sin embargo, el hecho de que exista heterocedasticidad condicional de un modo sistemático dice que la varianza guarda memoria de los tiempos pasados y, por tanto, sí que hay margen para el uso de herramientas econométricas de modelamiento de volatilidad.

Desde una perspectiva macroeconómica, el análisis conjunto de los años 2019-2024 refleja la influencia que han tenido sobre el sistema financiero colombiano hechos de gran trascendencia para la

economía mundial: la pandemia de 2020, la recuperación económica derivada de las políticas fiscales expansivas y el enfriamiento posterior a consecuencia de la inflación internacional. Estas condiciones externas explican que haya habido mucha persistencia en la volatilidad y variabilidad de los márgenes de rentabilidad.

La evidencia que se recoge en este trabajo indica que las variaciones en el precio internacional del petróleo y la política monetaria de Estados Unidos son canales de transmisión de volatilidad hacia el mercado colombiano, alineándose con lo que apunta el Banco De La República acerca de la sensibilidad que tienen los activos locales de cara a los flujos de capitales internacionales. Con esto dicho, el trabajo aporta una lección sobre qué aportan, y cómo pueden trabajar de forma complementaria, dos tipos de metodologías como son el análisis financiero contable y los modelos de econometría financiera. Mientras que el primero ayuda a entender cómo se organizan las empresas y si lo hacen de forma eficiente internamente, el segundo dice cómo evolucionan, por aleatoriedad, los precios de sus activos y cuál es la persistencia con que se implica el riesgo. La combinación de ambos da una visión más completa de cómo funcionan las finanzas en Colombia, ello permite concluir que la rentabilidad de los balances y la volatilidad de la bolsa hablan de cosas distintas pero que no pueden entenderse de forma aislada, a la primera le dedica tiempo y cariño la empresa; a la segunda, el mercado, que no deja de sorprender cuando se encuentra en tiempos de incertidumbre.

CONCLUSIÓN

En términos financieros, las empresas presentaron estructuras de capital robustas y una prudente política de endeudamiento que les permitió recuperarse del efecto de 2020. Los análisis Dupont desglosaron márgenes operativos y retornos sobre patrimonio neto a niveles competitivos, donde la gestión del capital y la eficiencia operativa fueron importantes para mejorar las métricas de rentabilidad. Todos estos resultados confirman que el análisis financiero tradicional sigue siendo muy útil para detectar la fortaleza interna de las compañías, aunque no basta para captar el riesgo que domina los mercados bursátiles.

Desde la óptica del mercado, los modelos ARIMA mostraron que los rendimientos diarios no presentan una autocorrelación significativa, lo que implica un comportamiento cercano a la hipótesis de eficiencia débil del mercado. Sin embargo, la presencia constante de heterocedasticidad condicional



en las pruebas de diagnóstico llevó a emplear modelos GARCH, y éstos evidenciaron que el parámetro $\alpha+\beta$ fue próximo a 1 en todos los casos, lo que significa que la volatilidad tiene un carácter altamente persistente. En consecuencia, los impactos sobre la varianza, tanto si responden a factores comunes como a específicos, se difunden lentamente y, en definitiva, esto implica que el riesgo debe abordarse de forma dinámica, tanto en la gestión de carteras como en la valoración de activos.

Que la respuesta a la pregunta que se ha hecho en esta ocasión la den dos modelos tan distintos como el ARIMA-GARCH y un conjunto de parámetros sencillos extraídos de los estados contables, es una buena noticia: integrar contabilidad y econometría no solo no dificulta la tarea de entender a las empresas, sino que la amplía. Y la razón es que estos dos mundos no se solapan en sus funciones: los estados financieros ayudan a entender cómo de eficientes son las empresas y cuál es el retorno que consiguen del capital que tienen a su disposición; los modelos de volatilidad permiten calibrar cuál es la percepción que tienen de ellas los inversores. En este sentido, si se plantea hoy si comprar o vender, mañana se buscara fuerzas en esta doble vía analítica para tomar la decisión adecuada.

En un plano más práctico, las conclusiones vienen a reforzar la conveniencia, para un inversor, de contar con estrategias de gestión de riesgo que tengan en cuenta el carácter de volatilidad dinámica, especialmente en activos expuestos a factores globales. En el caso de los emisores, la evidencia respalda la necesidad de fortalecer la transparencia financiera y la gestión del apalancamiento como mecanismos para reducir la percepción de riesgo y mejorar la estabilidad del precio accionario.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Autorregulador del Mercado de Valores. (2020). *Guía de Mercados para Asesores Financieros. Renta Fija, Renta Variable y Derivados*. <https://amvcolombia.org.co/wp-content/uploads/2024/07/GMercados-AF-2024.pdf>
- Banco De La República. (2024). *Informe de Política Monetaria*. <https://www.banrep.gov.co/es/publicaciones-investigaciones/informe-politica-monetaria/octubre-2024>
- Barbosa Camargo, M. I., Salazar Sarmiento, A., & Peñaloza Gómez, K. J. (2019). Valoración de riesgo mediante modelos GARCH y simulación Montecarlo: evidencia del mercado accionario colombiano. *Semestre Económico*, 22(53), 53–75. <https://doi.org/10.22395/seec.v22n53a3>



- Brooks, C. (2014). *Introductory Econometrics for Finance* (3^a ed.). Cambridge University Press.
- Clerk, L. De, & Savel'ev, S. (2022). Nonstationary Generalised Autoregressive Conditional Heteroskedasticity Modelling for Fitting Higher Order Moments of Financial Series within Moving Time Windows. *Journal of Probability and Statistics*, 2022, 1–19. <https://doi.org/10.1155/2022/4170866>
- Court, E., & Rengifo, E. (2011). *Estadísticas y Econometría Financiera* (E. F. Zalos Pouler, Ed.; 1^a ed.). Cengage Learning Argentina.
- Engle, R. F., & Ng, V. K. (1993). Measuring and Testing the Impact of News on Volatility. *The Journal of Finance*, 48(5), 1749–1778. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1993.tb05127.x>
- Francq, C., & Zakoian, J.-M. (2019). *GARCH Models: Structure, Statistical Inference and Financial Applications* (2^a ed.). WILEY.
- Galarza Melo, E., & Fajardo Hoyos, C. L. (2021). Estimadores de volatilidad basados en información de alta frecuencia del índice de capitalización accionaria (Colcap) en Colombia. *Semestre Económico*, 24(56), 143–166. <https://doi.org/10.22395/seec.v24n56a6>
- Gómez Osorio, Á., López Pereira, J. M., & Rodríguez Negrete, A. (2023). Impacto del virus COVID-19 en el riesgo, rentabilidad y portafolios óptimos de las acciones que conforman el índice COLCAP. *Semestre Económico*, 26(61), 1–24. <https://doi.org/10.22395/seec.v26n61a4312>
- Gutiérrez Romero, A. de J., Acevedo Amoroch, A., Prada Marín, D. A., González Sandoval, J. F., & Gómez Cortés, J. M. (2019). Comparativo de la volatilidad trimestral del índice COLCAP en el periodo 2012-2017. *Clío América*, 13(25), 308–317. <https://doi.org/10.21676/23897848.3409>
- Levendis, J. D. (2018). *Time Series Econometrics. Learning Through Replication*. Springer. <http://www.springer.com/series/10099>
- Nieto Dorado, W. F., & Cuchiparte Tisalema, J. P. (2022). *Ciencias Contables y financieras Artículo de investigación*. 7(3), 1062–1085. <https://doi.org/10.23857/dc.v7i4>
- Perlin, M. S., Mastella, M., Vancin, D. F., & Ramos, H. P. (2021). A GARCH Tutorial with R. *Revista de Administracao Contemporanea*, 25(1 Special Issue). <https://doi.org/10.1590/1982-7849rac2021200088>



- Ross, S., Westerfield, R., & Jordan, B. (2010). *Fundamentos de Finanzas Corporativas* (M. González Valdés, Ed.; J. G. Mont Araiza, G. Meza Staines, M. Mauri Hernández, & P. Carril Villarreal, Trans.; 9ª ed.). McGraw-Hill.
- Sarangi, P., Dubish, S., & Srivastava, A. (2015). Forecasting Capital Market Volatility: A Comparison Among GARCH Families of Models. *Finance India*, 29(2), 495–513.
- Solano Benavides, E., & Alandete Brochero, N. (2024). Causalidad y volatilidad en el índice Colcap de la Bolsa de valores de Colombia por contagios y muertes por Covid-19. *Ingeniería y Competitividad*, 26(1). <https://doi.org/10.25100/iyc.v26i1.12930>
- Solano-Benavides, E., & Alandete-Brochero, N. (2024). Causalidad y volatilidad en el índice Colcap de la Bolsa de valores de Colombia por contagios y muertes por Covid-19. *Ingeniería y Competitividad*, 26(1). <https://doi.org/10.25100/iyc.v26i1.12930>
- Tsay, R. (2010). *Analysis of Financial Time Series* (D. Balding, N. Cressie, & G. Fitzmaurice, Eds.; 3ª ed.). Wiley.
- Vagif Rustamov, O. (2024). Understanding volatility in financial markets: a roadmap for risk management and opportunity identification. *International Journal of Innovative Technologies in Economy*, 2(46). https://doi.org/10.31435/rsglobal_ijite/30062024/8168
- Zambrano Álvarez, G. M., & Farias Zamora, M. I. (2024). Análisis financiero con la perspectiva Dupont para la toma de decisiones empresariales. *ECA Sinergia*, 15(1), 65–81. <https://doi.org/10.33936/ecasinergia.v15i1.5726>