

Efecto día de la semana en los precios de activos financieros en Colombia: una aproximación bayesiana eficiente

Andrés Fortunato Mankoch*

Como citar: Fortunato M., A. (2026). Efecto día de la semana en los precios de activos financieros en Colombia: una aproximación bayesiana eficiente. *Revista Finanzas y Política Económica*, 18, 1-32. <https://doi.org/10.14718/revfinanzpolitecon.v18.2026.4>

Recibido: 21 de febrero de 2025
Evaluado: 11 de septiembre de 2025
Aprobado: 12 de diciembre de 2025

Artículo de investigación


Resumen

El efecto día de la semana (EDdIS) se refiere a desviaciones consistentes de los precios de activos financieros en días específicos. Su presencia indica una asimilación ineficiente de la información por parte del mercado, atribuida en la literatura a factores institucionales y conductuales. En este trabajo se investiga la presencia y evolución del EDdIS en Colombia mediante una estimación bayesiana eficiente con muestreo de Monte Carlo Hamiltoniano, utilizando datos diarios del indicador Colcap (2008-2024). Para capturar la dinámica temporal del fenómeno, se implementan modelos GJR-GARCH sobre ventanas móviles superpuestas de 10 años. Los resultados identifican la existencia de un EDdIS los días miércoles, caracterizado por retornos promedio significativamente mayores al resto de la semana. Sin embargo, este efecto, aunque persistente, pierde consistencia estadística en determinadas ventanas temporales. Esta evidencia evolutiva demuestra que la ineficiencia del mercado colombiano es dinámica y mutante, sumándose a la literatura empírica que rechaza las aproximaciones estáticas tradicionales y desafía los supuestos de la Hipótesis de Mercados Eficientes.

Palabras clave: efecto día de la semana; anomalías de calendario; hipótesis de mercados eficientes; mercados emergentes; estimación bayesiana; ventanas móviles.

Clasificación JEL: G14; C58; C11; G15

* Doctor en Economía, Investigador
Universidad Viña del Mar, Viña del
Mar (Chile) Correo electrónico:
andres.fortunato@uvm.cl

 <https://orcid.org/0000-0003-1192-9029>

Day-of-the-Week Effect in Financial Asset Prices in Colombia: An Efficient Bayesian Approach

Abstract

The Day-of-the-Week effect (DoW effect) refers to systematic deviations in financial asset prices on specific days. Its presence indicates an inefficient assimilation of information by the market, attributed in the literature to institutional and behavioral factors. This study investigates the presence and evolution of the DoW effect in Colombia through an efficient Bayesian estimation using Hamiltonian Monte Carlo sampling, based on daily data from the COLCAP index (2008–2024). To capture the temporal dynamics of the phenomenon, GJR-GARCH models are implemented over overlapping 10-year rolling windows. The results reveal the existence of a DoW effect on Wednesdays, characterized by average returns significantly higher than those observed on other days of the week. However, although persistent, this effect loses statistical consistency in certain time windows. This evolving evidence demonstrates that inefficiency in the Colombian market is dynamic and time-varying, contributing to the empirical literature that rejects traditional static approaches and challenges the assumptions of the Efficient Market Hypothesis.

Keywords: day-of-the-week effect; calendar anomalies; Efficient Market Hypothesis; emerging markets; Bayesian estimation; rolling windows.



Licencia Creative Commons Atribución-NoComercial-CompartirIgual 4.0 Internacional (CC BY-NC-SA 4.0)

INTRODUCCIÓN

En la literatura financiera, las anomalías de calendario se refieren a patrones inusuales en los retornos de activos financieros, más concretamente a desviaciones de los precios de su valor intrínseco basadas en el ciclo calendárico, como días o meses específicos. Una de las anomalías de calendario más estudiadas es el efecto día de la semana (EDdS), ante la cual los precios de los activos muestran desviaciones de manera consistente en un día específico de la semana con respecto a los demás.

De acuerdo con Fama (1970), un mercado puede considerarse eficiente cuando los precios reflejan toda la información disponible. Este concepto es la base para la Hipótesis de Mercados Eficientes (HME), de Fama (1965), que sugiere que los precios deberían responder y adaptarse cada vez que el mercado recibe nueva información. Así, cuando se da a conocer nueva información, esta no implica ningún beneficio anormal permanente para los agentes, debido a que los precios se ajustarán rápidamente (Gutiérrez & Garrido, 2024). Fenómenos como el EDdS evidencian que el mercado no está aprovechando toda la información disponible, lo que sugiere que la HME podría no cumplirse del todo (Cardona, 2024).

Esta idea ha derivado en una literatura extensa, que indaga en la presencia del EDdS u otras anomalías en los mercados financieros para establecer la validez de la HME (Shehadeh & Zheng, 2023). Típicamente, esta literatura analiza el comportamiento de indicadores financieros en el tiempo, y la mayoría encuentra evidencia de la presencia de anomalías de calendario, tanto en economías desarrolladas (Berument & Kiyamaz, 2001; Chatzitzisi *et al.*, 2021; Cross, 1973; French, 1980; Hansen *et al.*, 2005; Kiyamaz & Berument, 2003; McGowan & Ibrihim, 2009; Stavarek & Heryan, 2012; Swinkels & van Vliet, 2012; Szymanski & Wojtalik, 2020; Urquhart & McGroarty, 2014; Zhang *et al.*, 2017; Zilca, 2017, y muchos más) como en economías en desarrollo (Aggarwal & Rivoli, 1989; Akbalik & Tunay, 2016; Bahcivan & Karahan, 2022; Kayacetin & Lekpek, 2016; Kristjanpoller, 2009; Paital & Panda, 2018; Rathnaweera & Silva, 2023; Shah & Abdullah, 2015; Shehadeh & Zheng, 2023; Srinivasan & Kalaivani, 2013; Zhang *et al.*, 2017, y más).

Un resultado común es que los retornos tienden a ser más bajos los lunes y/o más altos los viernes. Este fenómeno, conocido como efecto fin de semana (EFdS) en la literatura financiera, ha sido reportado en trabajos tan tempranos como los de Kelly (1930) y Fields (1931), además de en numerosos estudios más contemporáneos (algunos de ellos son Berument & Kiyamaz, 2001; Chatzitzisi *et al.*, 2021; Cross, 1973; Gayaker *et al.*, 2020; Hansen *et al.*, 2005; Hirsch, 1986; Kiyamaz & Berument, 2003;

Kristjanpoller, 2009; McGowan & Ibrahim, 2009; Shah & Abdullah, 2015; Zhang *et al.*, 2017; Zilca, 2017, entre otros).

La literatura ha atribuido el patrón EFdS a diversas causas, como a la exigencia de un mayor retorno producto de un mayor tiempo de espera los días viernes (Gayaker *et al.*, 2020), a que los vendedores especulativos de corto plazo cierran sus posiciones los viernes por la imposibilidad de monitoreo los fines de semana (Chen & Singal, 2003), a que los inversionistas son menos optimistas los días lunes (Pettengill, 1993) o que su ánimo y expectativas mejoran durante la semana (Farber, 1953; Zilca, 2017), a que las malas noticias llegan con más frecuencia durante los fines de semana o los lunes (Defusco *et al.*, 2006; Dyl & Maberly, 1988; Chang *et al.*, 1998), o a factores culturales (Ülkü & Rogers, 2018), entre otros.

Últimamente, algunos autores han sugerido que los avances en el sector financiero, como el reciente incremento en el uso de las AI para el análisis de datos o el aumento en la relevancia de las *fintech*, podrían derivar en una mejor utilización de la información y, por ende, en un incremento en la eficiencia en los mercados (International Monetary Fund, 2024; Grennan & Michaely, 2021). Consecuentemente con esta hipótesis, algunos estudios sobre la evolución del EFdS encuentran, de hecho, un decaimiento en su prevalencia. Zilca (2017) encuentra que el EFdS va disminuyendo, al analizar su presencia en varios indicadores del mercado estadounidense durante 18 años. Hallazgos similares han sido reportados por Brusa *et al.* (2000), Gu (2004), Kamara (1997) y Mehdian y Perry (2001). Kohers *et al.* (2004) obtiene conclusiones parecidas en varias de las economías más importantes del mundo. Chatzitzisi *et al.* (2021) encuentran que el EDDIS es inconsistente en el tiempo en el S&P 500 sectorial, pero no reporta un patrón claro de decaimiento.

En cuanto a las metodologías utilizadas en la literatura de efectos de calendario, como un derivado de la literatura de modelamiento de retorno de activos, la investigación reciente emplea predominantemente modelos con estructura heterocedástica recursiva, típicamente cayendo dentro de las familias ARCH o GARCH. Ejemplos de algunos de estos trabajos incluyen a Akbalik y Tunay (2016), Berument y Kiyamaz (2001), Kayacetin y Lekpek (2016), Kiyamaz y Berument (2003), Kristjanpoller (2012), McGowan & Ibrahim (2009), Paital y Panda (2018), Shehadeh y Zheng (2023), Srinivasan y Kalaivani (2013), Stavarek y Heryan (2012), Urquhart y McGroarty (2014) y Zhang *et al.* (2017), entre otros. Las estimaciones en estos trabajos se han

basado tradicionalmente en estrategias frecuentistas,¹ como Mínimos Cuadrados (Aharon & Qadan, 2019; Berument & Kiyamaz, 2001; Kristjanpoller, 2009; Shah & Abdullah, 2015; Zhang *et al.*, 2017, entre otros) o Máxima Verosimilitud (como en Akbalik & Tunay, 2016; Chatzitzisi *et al.*, 2021; Kayacetin & Lekpek, 2016; Kiyamaz & Berument, 2003; McGowan & Ibrahim, 2009; Paital & Panda, 2018; Shehadeh & Zheng, 2023; Srinivasan & Kalaivani, 2013; Stavarek & Heryan, 2012, entre otros).

En este trabajo, se investiga el EDdIS en el mercado financiero colombiano, utilizando datos diarios del índice Colcap entre 2008 y 2024. Se utiliza una metodología de estimación bayesiana eficiente, actualizando la estrategia empírica con respecto a trabajos anteriores. Para el muestreo de la distribución posterior se utiliza simulación de Monte Carlo Hamiltoniano (HMC), un algoritmo más eficiente que el de simulación de Monte Carlo de Cadenas de Markov (MCMC) utilizado comúnmente (Gelman *et al.*, 2013; Goldman, 2023). La extensión de la muestra permite, además, analizar el EDdIS en Colombia utilizando ventanas móviles de 10 años para examinar su evolución en el tiempo. El uso de ventanas superpuestas constituye un estándar econométrico que permite suavizar la transición temporal de los parámetros y mantener un tamaño de muestra robusto en cada estimación, facilitando así la observación continua de la dinámica evolutiva del efecto sin comprometer la convergencia del algoritmo. Desde ahí se proveen estimaciones nuevas y actualizadas del EDdIS en el mercado financiero colombiano.

La investigación previa sobre el EDdIS en el país utiliza en su mayoría el antiguo Índice General de la Bolsa de Valores de Colombia (IGBC), y documenta en general evidencia de patrones de EFdS. Kristjanpoller (2009) identifica un EDdIS positivo los viernes, que es ratificado por el mismo autor en 2012. Pérez y Mendoza (2010) usan datos del IGBC y una versión diversificada del mismo entre los años 2001 y 2009, en un modelo de regresión lineal y tests no paramétricos para evitar el supuesto de normalidad. Los autores también encuentran evidencia de la presencia de EDdIS y concluyen que en el mercado colombiano no se cumple la HME. Torres (2010) y Zanello (2012) reportan hallazgos similares, encuentran EDdIS negativo los lunes y positivo los viernes. García y Rosso (2016) documentan también EFdS utilizando datos para el periodo 2002-2014, sin embargo, según los autores, el patrón parece ir desvaneciéndose a partir de 2009. Peña *et al.* (2015) son los primeros en hacer el análisis con datos del COLCAP, utilizan los 6 primeros años de datos e identifican

¹ Hay excepciones, por ejemplo, Zilca (2017) utiliza Welch ANOVA; Hansen *et al.* (2005) usa un test F y Rathnaweera y Silva (2023) usan redes bayesianas.

un efecto positivo en los retornos los días martes y jueves, y un efecto negativo los días lunes. Ruiz Dávila y García Muñoz (2020) evalúan el Mercado Integrado Latinoamericano (MILA) en una ventana acotada (2014-2019), concluyendo mediante pruebas de corridas que el mercado colombiano presenta un comportamiento eficiente tradicional.

Aquí se identifica un EDdIS los días miércoles, en los cuales los retornos promedio se observan en general significativamente mayores que en los demás días. Este efecto, sin embargo, no es consistente en el tiempo. En términos generales, los resultados sugieren que la HME no es válida para el mercado colombiano. En cuanto a patrones en su evolución, la evidencia aquí presentada no es concluyente. No obstante, a diferencia de estudios basados en muestras cortas y aproximaciones estáticas como los de Ruiz Dávila y García Muñoz (2020), la metodología con ventanas móviles de una década utilizada permite demostrar que la ineficiencia del mercado no es fija, lo que revela una dinámica evolutiva más compleja que desafía la visión tradicional.

Lo que resta de este artículo se organiza de la siguiente manera: en el segundo apartado se describen los datos y la metodología utilizada. Los resultados de la estimación se presentan en el tercer apartado y por último la discusión y conclusiones. Adicionalmente, en el Apéndice se exponen el detalle del proceso de identificación de *outliers*, los estadísticos del proceso de selección de modelos y los resultados de algunos tests adicionales.

METODOLOGÍA Y DATOS

A continuación, se describen los modelos utilizados y la estrategia empírica de estimación para la identificación y cuantificación del EDdIS, para luego entregar información sobre los datos utilizados, su fuente y el proceso de identificación y tratamiento de *outliers*.

El modelo de retorno de activos

Un modelo utilizado comúnmente para series de retorno de activos es el modelo Autorregresivo de Heterocedasticidad Condicional Generalizado (GARCH - Generalized AutoRegressive Conditional Heteroscedasticity), desarrollado por Bollerslev en 1986 sobre el trabajo de Engle (1982). Como su nombre sugiere, el modelo GARCH incorpora un proceso autorregresivo para la varianza condicional,

incluyendo un término para el error pasado al cuadrado, además de la misma varianza. Estos modelos capturan efectivamente los hechos estilizados clásicos de las series financieras, como la heterocedasticidad condicional, el *clustering* de volatilidad y el exceso de curtosis (Li *et al.*, 2021; Liang *et al.*, 2024; Miazhynskaia *et al.*, 2006). Su implementación resulta fundamental para la toma de decisiones de los agentes económicos, ya que ignorar estas propiedades matemáticas generaría inferencias estadísticas espurias sobre los retornos esperados, conduciendo a estrategias de inversión erróneas basadas en falsas anomalías.

La representación formal de un modelo GARCH(1,1) para los retornos está dada por

$$\begin{aligned} r_t &= \mu_t + \epsilon_t \\ \sigma_t^2 &= \omega + \alpha \epsilon_{t-1}^2 + \beta \sigma_{t-1}^2 \end{aligned} \quad (1)$$

donde r_t es el retorno en logaritmos en el periodo t . En adelante nos referiremos a la primera ecuación como la ecuación de la media, donde $\mu_t = E[r_t | I_{t-1}]$ es la media condicional del retorno en t dada la información disponible hasta $t - 1$, I_{t-1} ; ϵ_t es un *shock* heterocedástico con media 0 y varianza σ_t^2 . La heterocedasticidad es modelada explícitamente y estructurada en la segunda ecuación, a la cual nos referiremos como ecuación de la varianza. Aquí, ω es una constante, y la varianza contemporánea depende tanto del *shock* como de la varianza en el periodo anterior.

Otro modelo muy utilizado en la literatura es el GJR-GARCH, una extensión del modelo GARCH propuesto por Glosten *et al.* (1993). Este modelo da cuenta de efectos asimétricos según el signo del *shock* pasado. El modelo GJR-GARCH(1,1) se puede expresar de la siguiente manera:

$$\begin{aligned} r_t &= \mu_t + \epsilon_t \\ \sigma_t^2 &= \omega + \alpha \epsilon_{t-1}^2 + \beta \sigma_{t-1}^2 + \psi \epsilon_{t-1}^2 I_{(\epsilon_{t-1} < 0)} \end{aligned} \quad (2)$$

donde, en comparación con las expresiones para el modelo GARCH, la ecuación de la varianza incorpora un término adicional para cuando el *shock* pasado es negativo, $\psi \epsilon_{t-1}^2 I_{(\epsilon_{t-1} < 0)}$ (donde $I_{(\epsilon_{t-1} < 0)}$ es un indicador binario). Este término captura las asimetrías y permite una mayor persistencia para *shocks* negativos (Li *et al.*, 2021).

Ambas especificaciones, GARCH(1,1) y GJR-GARCH(1,1) son consideradas para representar la serie de retornos. La estructura final es decidida en un proceso de selección de modelos que se describe más abajo, delegándola a las características de los datos.

Modelo empírico para capturar los EddIS

El EDDIS es capturado utilizando *dummies* binarias. Adicionalmente, se incorpora en el análisis un control para semanas de menos de 5 días, a fin de controlar por días festivos. Realizaremos el análisis en ventanas de 10 años, tal como se observan en la [Tabla 1](#). Siguiendo a [Zhang et al. \(2017\)](#) y a [Shehadeh y Zheng \(2023\)](#), se realiza el análisis en dos etapas utilizando dos modelos: en una primera etapa revisamos si los retornos son significativamente diferentes de cero algunos días específicos. Para los días en que se detecten diferencias, en la segunda etapa se revisa si los retornos son significativamente distintos a los retornos de los otros días. Las especificaciones de ambos modelos se detallan a continuación.

Modelo 1. Retorno promedio por día de la semana

El análisis inicia con la estimación conjunta de los retornos promedio diarios, a fin de determinar si estos son significativamente distintos de cero en algún día en particular. Los días que en alguna ventana de 10 años muestren retornos significativamente distintos de cero serán considerados candidatos a tener un EDDIS, y serán sometidos a un segundo análisis utilizando el Modelo 2. Dado que en esta etapa el interés son los retornos promedio por día de la semana, este modelo no incorpora constante ni estructura autorregresiva en la ecuación de la media, dando cuenta solo de la heterocedasticidad del término de error en la ecuación de la varianza. La especificación para la ecuación de la media es la siguiente:

$$r_t = \sum_{i=1}^5 (\beta_i^{DotW} d_i + \beta_i^{cont} d_i d_{cont}) + \epsilon_t,$$

donde r_t es el retorno del indicador Colcap en logaritmos el día t ; d_i , $i = 1, \dots, 5$, son *dummies* para cada día de la semana, y β_i^{DotW} son los parámetros asociados que capturan los retornos promedios cada día; d_{cont} es un control binario para semanas con menos de 5 días hábiles y β_i^{cont} el parámetro correspondiente a su interacción con el indicador del día de la semana i . Finalmente, ϵ_t es un error heterocedástico

con media 0 y varianza σ_t^2 , cuya estructura heterocedástica para la ecuación de la varianza, GARCH(1,1) o GJR-GARCH(1,1), es seleccionada según el proceso descrito más adelante.

Modelo 2. Comparación de retornos promedio entre los distintos días de la semana

El Modelo 2 es utilizado para evaluar si los candidatos identificados con el Modelo 1 exhiben diferencias significativas en los retornos de los activos, con respecto a los demás días de la semana. A diferencia del Modelo 1, aquí se corre un modelo para cada día candidato, con constante y excluyendo la *dummy* correspondiente a ese día, de modo de que los parámetros asociados a los retornos de los demás días quedan expresados con respecto a los retornos promedios del día excluido. En este modelo, además, se controla por un proceso autorregresivo (AR), cuyo orden P es determinado en el proceso de selección de modelos. Más específicamente, para cada día candidato j implementamos la siguiente especificación para la ecuación de la media:

$$r_t = c_j + \sum_{i=1, i \neq j}^5 \beta_i^{DotW} d_i + \sum_{l=1}^5 \beta_l^{cont} d_l d_{cont} + \sum_{p=1}^P \beta_p^{AR} r_{t-p} + \epsilon_t \quad (3)$$

Donde, una vez más, r_t corresponde al logaritmo de los retornos del indicador el día t ; c_j es la constante asociada al día j ; d_i son *dummies* para cada día de la semana diferente al día base j , y β_i^{DotW} son sus parámetros asociados; β_l^{cont} son parámetros asociados a los controles para semanas con días festivos; β_p^{AR} , $p = 1, \dots, P$ son parámetros asociados al proceso AR; y ϵ_t es un término de error aleatorio heterocedástico con media 0 y varianza σ_t^2 .

Estrategia de estimación

La estimación e inferencia de los modelos se desarrolla bajo un enfoque bayesiano. Históricamente, la literatura de efectos de calendario ha recurrido a la Máxima Verosimilitud (MV) para la estimación de especificaciones GARCH y GJR-GARCH; no obstante, dicho enfoque presenta dificultades empíricas en contextos no lineales sujetos a optimización numérica con restricciones de desigualdad, tal como ocurre en la familia GARCH (Hoogerheide *et al.*, 2012).

Los métodos de inferencia bayesiana han ganado popularidad y han sido descritos como “especialmente adecuados para modelos GARCH” (Virbickaite *et al.*, 2015), pues evitan naturalmente las complicaciones computacionales y analíticas asociadas a la estimación de series de volatilidad utilizando métodos frecuentistas (Liang *et*

al., 2024). Si bien ha sido poco utilizada en la literatura de efectos de calendario en particular (un ejemplo es Proietti & Grassi, 2012), la estimación bayesiana se ha empleado vastamente para estimar series de volatilidad de retornos en contextos GARCH y GJR-GARCH (Ausín *et al.*, 2014; Bauwens & Lubrano, 2002; Goldman, 2023; Jensen & Maheu, 2013; Liang *et al.*, 2024; Paixão & Ehlers, 2017; Virbickaite *et al.*, 2016; Vrontos *et al.*, 2000; entre muchos otros).²

Otra ventaja del análisis bayesiano es que provee la distribución posterior completa de los parámetros, que puede utilizarse para realizar análisis complementarios, como el proceso de selección de modelos (Miazhynskaia & Dorffner, 2006) o la implementación de tests probabilísticos con funciones no lineales de los parámetros (Ardia & Hoogerheide, 2010). Para una descripción comprehensiva de métodos de estimación bayesianos referimos al lector al trabajo de Gelman *et al.* (2013).

Muestreo eficiente de parámetros

Se emplea el algoritmo HMC para un muestreo eficiente de parámetros desde la distribución posterior (Gelman *et al.*, 2013; Goldman, 2023). HMC utiliza la geometría del conjunto típico del espacio paramétrico para moverse desde un punto inicial a regiones no exploradas de dicho conjunto (Betancourt, 2018). Obtiene un mejor rendimiento que MCMC al evitar el movimiento *random walk* para explorar el espacio paramétrico (Paixão & Ehlers, 2017). Más específicamente, HMC utiliza la estructura diferencial de la función de densidad mediante su hamiltoniano para asignar direcciones de movimiento en cada punto (Betancourt, 2018), navegando rápidamente el espacio paramétrico y evitando la lenta convergencia típica de MCMC (Goldman, 2023). Para una descripción detallada del algoritmo HMC, se refiere al lector a los trabajos de Gelman *et al.* (2013), Neal (2012), Betancourt (2018), o Paixão & Ehlers (2017).

Las estimaciones son realizadas utilizando el programa *STAN* (Carpenter *et al.*, 2017), mediante el paquete *rstan* en R (Stan Development Team, 2024). Para cada modelo se corren cuatro cadenas, cada una de 5,000 iteraciones. Las primeras 1,000 iteraciones de cada cadena son utilizadas como *warm-up* para asegurar convergencia, resultando en un total de 16,000 muestras de los parámetros para realizar el análisis, 4,000 de cada cadena.

² Para una revisión detallada de esta literatura al año 2015 remitimos al lector al trabajo de Virbickaite *et al.* (2015).

Distribuciones primarias

Miazhynskaia y Dorffner (2006) destacan la controversia en la selección de distribuciones primarias, las cuales deberían reflejar las creencias del investigador y, a la vez, mantenerse no informativas. Aquí se adoptan para la ecuación de la media parámetros distribuidos normalmente, centrados en cero y con varianza grande, tal como sugieren Miazhynskaia *et al.* (2006) y Paixão y Ehlers (2017). Para la ecuación de la varianza, se sigue también a Paixão y Ehlers (2017), utilizando primarias normales truncadas con media cero y varianza grande. A partir del trabajo de Goldman (2023), se utiliza como base una varianza de 10 para los hiperparámetros. Todo el análisis es repetido adicionalmente utilizando una varianza de 10^6 como prueba de sensibilidad. Los resultados expuestos aquí son utilizando varianza 10, los resultados para varianza 10^6 no difieren cualitativamente y pueden encontrarse en el Apéndice A4.

Selección de modelos

El proceso de selección de modelos, tanto para la estructura heterocedástica GARCH(1,1) o GJR-GARCH(1,1), como para el orden P del proceso AR del Modelo 2, es realizado con base en el criterio de información Watanabe-Akaike (WAIC) (Watanabe, 2010). WAIC implica una mejora sobre el criterio de desviación (DIC - Deviation Information Criteria) propuesto por Spiegelhalter *et al.* (2002). El DIC es comúnmente utilizado por su fácil implementación y disponibilidad preprogramado, pero tiene limitaciones derivadas de su dependencia de estimaciones puntuales de los parámetros, que pueden derivar en imprecisiones (Plummer, 2008; van der Linde, 2005). WAIC, en cambio, se construye completamente con información de la distribución posterior, siendo bayesiano en su totalidad (Vehtari *et al.*, 2017). El WAIC para cada modelo es calculado mediante el paquete *loo* en R, y se realiza la comparación con la muestra completa, basada en la siguiente especificación para la ecuación de la media:

$$r_t = c + \sum_{p=1}^P \beta_p^{AR} r_{t-p} + \epsilon_t, \quad (4)$$

Donde, el orden P del proceso AR varía entre 0 y 5 para ambas especificaciones de estructura heterocedástica GARCH(1,1) o GJR-GARCH(1,1). Para el Modelo 1 se utiliza la especificación de orden $P = 0$ con el menor WAIC.

Los datos

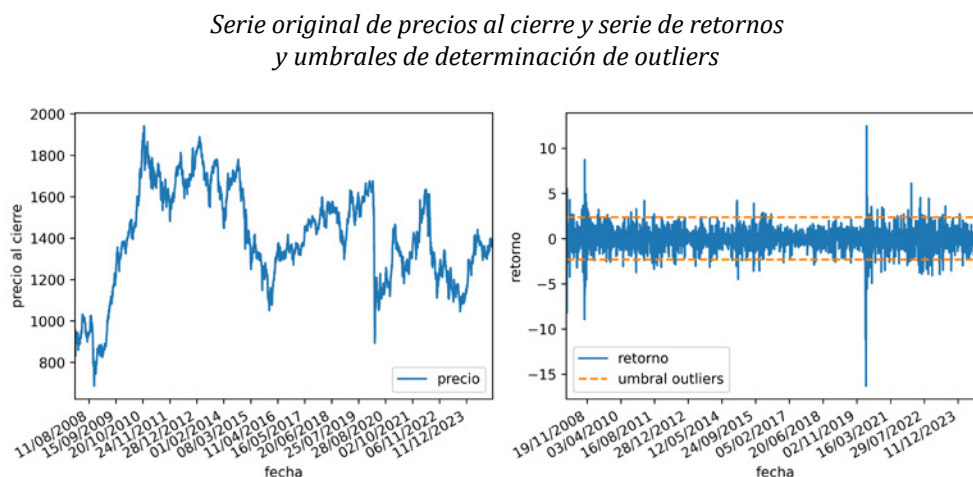
El análisis es realizado utilizando datos diarios al cierre del indicador Colcap, desde su inserción en 2008 hasta el último día hábil de 2024. El Colcap es un índice de capitalización que refleja las variaciones de precios de las acciones más líquidas del mercado financiero colombiano. El portafolio del Colcap se compone de un mínimo de 20 acciones de 20 emisores diferentes. Las empresas participantes son actualizadas anualmente en un proceso de recomposición, los pesos de cada acción en el indicador son actualizados trimestralmente para reflejar el valor de la capitalización bursátil ajustada de cada compañía³.

El retorno diario r_t se ha calculado como la primera diferencia del valor al cierre del indicador en logaritmos, más específicamente:

$$r_t = \ln \left(\frac{p_t}{p_{t-1}} \right) \times 100\%,$$

donde, P_t es el precio al cierre el día t . En la **Figura 1** se exponen la serie original de precios al cierre a la izquierda y la serie con los retornos diarios a la derecha.

Figura 1.



Fuente: elaboración del autor

3 Los datos del Colcap fueron recopilados de la página web del Banco de la República, específicamente de: <https://suameca.banrep.gov.co/estadisticas-economicas/#/informacionSerie/2500/%C3%8Dndice%20del%20mercado%20accionario%20COLCAP>

Algunos *outliers* son evidentes en la **Figura 1**, especialmente algunas observaciones asociadas a la crisis subprime y al episodio covid-19. La presencia de *outliers* influencia desfavorablemente el testeo de hipótesis en investigación financiera, por lo que deben ser debidamente tratados (Lee *et al.*, 2022, Kostyk *et al.*, 2019, Habel & Lockshin, 2013). Para la identificación de *outliers* en la muestra se utiliza la desviación absoluta sobre la mediana, por ser el criterio que ofrece el mejor rendimiento para modelos de volatilidad GARCH y GJR-GARCH de entre los comúnmente utilizados, de acuerdo con Akbar *et al.* (2023). Para la construcción del umbral se utiliza un criterio de rechazo de 3, correspondiente al más conservador según Leys *et al.* (2013), de modo de identificar y tratar la menor cantidad de *outliers* posible. La fórmula para la construcción de los umbrales puede encontrarse en el Apéndice A1. Una vez identificados los *outliers*, estos son reemplazados por la media de la muestra (Akbar *et al.*, 2023). Los umbrales pueden observarse en el gráfico de la derecha de la **Figura 1**, se identifican y tratan un total de 173 observaciones, correspondientes a aproximadamente el 4.2% de la muestra.

En la **Tabla 1** pueden observarse estadísticas descriptivas de los retornos diarios para la muestra completa y por ventana de 10 años. La muestra corregida por *outliers* es bastante simétrica y leve, pero consistentemente leptocúrtica.

Tabla 1.

Descripción de los datos y estadísticos de los retornos diarios del indicador Colcap, para la totalidad de la muestra y por ventana

Periodo	N	Media	Desv. Estd.	Simetría*	Curtosis*
2008-2024	4121	0.008	1.163	0.012	0.420
2008-2017	2429	0.018	1.054	-0.017	0.559
2009-2018	2437	0.018	0.900	0.012	0.536
2010-2019	2424	0.008	0.879	-0.057	0.602
2011-2020	2422	-0.010	1.111	-0.015	0.574
2012-2021	2421	-0.004	1.105	0.029	0.602
2013-2022	2422	-0.014	1.170	0.001	0.539
2014-2023	2420	-0.012	1.191	0.031	0.404
2015-2024	2421	-0.004	1.187	0.019	0.389

N: Tamaño muestral.

* Estadísticos construidos utilizando la muestra con corrección por *outliers*.

Fuente: elaboración del autor a partir de datos del indicador Colcap extraídos del Banco de la República de Colombia.

RESULTADOS

El análisis empírico comienza realizando tests de ruido blanco y componente ARCH sobre los errores de una regresión constante de los retornos, una vez corregidos por *outliers*. Ambos test rechazan las nulas de ruido blanco y no presencia de componentes ARCH respectivamente (el detalle de los test puede encontrarse en el Apéndice A2). La varianza de los retornos es heterocedástica y tiene un componente autorregresivo. Esto, sumado a la leptocurtosis, valida las especificaciones GARCH y GJR-GARCH como candidatas adecuadas para modelar la serie.

La especificación favorecida en el proceso de selección para los modelos 1 y 2 es una estructura GJR-GARCH, con un orden $P=2$ para el proceso AR del Modelo 2. Los estadísticos WAIC para todas las especificaciones consideradas puede encontrarse en la [Tabla a2](#), en el [Apéndice A3](#).

A continuación, se presentan los resultados de las estimaciones de los modelos 1 y 2 para las ventanas de 10 años. En las tablas de resultados para los modelos 1 y 2, se presentan la media de la distribución posterior del cada parámetro estimado junto con los percentiles 5 y 95%. Un parámetro es considerado significativo si el valor 0 no está incluido en el intervalo de percentiles reportados. Los parámetros significativos son destacados en negrita y fondo gris en las tablas.

Resultados del Modelo 1

Las estimaciones de retornos promedio en porcentaje para cada día de la semana, de acuerdo con el Modelo 1, se presentan en la [Tabla 2](#). Se omiten las estimaciones para los parámetros asociados al control para semanas con menos de 5 días y los parámetros de la ecuación de la varianza.

Controlando por una estructura heterocedástica GJR-GARCH(1,1), se identifican los días miércoles como el principal candidato a presentar un EDdIS. Al observar detenidamente la [Tabla 2](#), se constata que este día exhibe estimaciones medias sistemáticamente positivas en todas las ventanas consideradas, alcanzando su punto máximo en el periodo 2008-2017 con un 0.13%, y descendiendo gradualmente hasta un 0.09% en las últimas ventanas. La robustez de este hallazgo absoluto se confirma al notar que el límite inferior del intervalo de credibilidad bayesiano (P5%) se mantiene estrictamente por encima de cero en todos los periodos analizados, oscilando entre 0.04 y 0.07%. Por el contrario, los demás días de la semana exhiben retornos promedio cercanos a cero (o levemente negativos, como los lunes), con intervalos

Efecto día de la semana en los precios de activos financieros en Colombia:
una aproximación bayesiana eficiente

Tabla 2.

Resultados de las estimaciones del Modelo 1: Retornos promedio en cada día de la semana

Periodo	Lunes			Martes			Miércoles			Jueves			Viernes		
	Media	P5%	P95%	Media	P5%	P95%	Media	P5%	P95%	Media	P5%	P95%	Media	P5%	P95%
2008-2017	-0.01	-0.08	0.05	0.01	-0.06	0.07	0.13	0.07	0.20	0.01	-0.05	0.08	0.02	-0.04	0.09
2009-2018	0.00	-0.06	0.06	0.03	-0.03	0.09	0.12	0.06	0.18	0.00	-0.07	0.06	0.01	-0.05	0.08
2010-2019	-0.01	-0.07	0.05	0.04	-0.02	0.10	0.12	0.06	0.18	-0.02	-0.08	0.04	0.02	-0.04	0.08
2011-2020	-0.04	-0.10	0.02	0.02	-0.04	0.08	0.10	0.04	0.17	0.00	-0.06	0.07	0.03	-0.04	0.09
2012-2021	-0.04	-0.10	0.02	0.00	-0.06	0.06	0.12	0.06	0.18	0.00	-0.06	0.06	0.03	-0.03	0.09
2013-2022	-0.03	-0.09	0.03	-0.01	-0.07	0.05	0.09	0.03	0.15	-0.03	-0.09	0.04	0.04	-0.03	0.10
2014-2023	0.01	-0.06	0.07	-0.04	-0.10	0.03	0.11	0.05	0.18	-0.02	-0.08	0.04	0.05	-0.01	0.11
2015-2024	0.03	-0.03	0.10	-0.03	-0.09	0.04	0.09	0.02	0.15	0.03	-0.04	0.10	0.02	-0.04	0.09

P5% y P95% corresponden a los percentiles 5 y 95 de la distribución posterior del parámetro, respectivamente.

Los parámetros estadísticamente significativos se destacan en negrita y fondo gris.

Los resultados asociados a los controles para semanas con días festivos y los parámetros de la ecuación de la varianza han sido omitidos.

Fuente: elaboración del autor.

de credibilidad que cruzan invariablemente el umbral del cero, lo que confirma la ausencia de significancia estadística individual. Por consiguiente, los días miércoles son sometidos a un análisis posterior utilizando el Modelo 2, con el objetivo de evaluar si esta anomalía absoluta se traduce en una superioridad relativa frente al resto de la semana.

Resultados del Modelo 2

Las diferencias en los retornos porcentuales promedio de cada día de la semana con respecto al día base (miércoles en este caso) se exponen en la [Tabla 2](#). Se omiten las estimaciones para los parámetros asociados al proceso AR, los parámetros asociados a los controles para semanas con menos de 5 días y los parámetros de la ecuación de la varianza.

Controlando por una estructura heterocedástica GJR-GARCH(1,1) y depurando la autocorrelación mediante un proceso AR(2), un análisis exhaustivo de la [Tabla 3](#) revela cómo la superioridad relativa de los días miércoles se erosiona temporalmente. En la primera ventana considerada (2008-2017), los retornos del miércoles se muestran significativamente mayores a todos los demás días; los parámetros de diferencia son estrictamente negativos para lunes, martes, jueves y viernes, con intervalos de credibilidad que no incluyen el cero. Esta diferencia significativa se mantiene robusta frente al menos tres días en las ventanas inmediatamente siguientes. No obstante, a medida que las ventanas se desplazan hacia el presente, se observa una clara degradación del efecto. Por ejemplo, en el periodo 2011-2020, los retornos de los días miércoles solo logran ser estadísticamente superiores a los lunes y jueves, dado que el intervalo para el día viernes (-0.08 a 0.01) ya incluye el cero. Esta inconsistencia se agudiza hacia el final de la muestra; en la ventana 2013-2024, el miércoles pierde dominancia generalizada y solo muestra una diferencia significativa favorable del 0.12% respecto a los martes. Esta evolución en los intervalos de credibilidad demuestra la inestabilidad de la anomalía.

Al contrastar los resultados de ambas especificaciones, se evidencia la importancia metodológica del enfoque secuencial. Mientras el Modelo 1 permite identificar al miércoles como el único día con retornos absolutos positivos y significativos (actuando como filtro primario), el Modelo 2 resulta fundamental para aislar el efecto relativo de este día frente al resto de la semana, depurando adicionalmente la autocorrelación mediante el proceso AR(2). El contraste entre ambos revela un hallazgo clave: aunque el retorno absoluto del miércoles (Modelo 1) pareciera mantenerse

Efecto día de la semana en los precios de activos financieros en Colombia:
una aproximación bayesiana eficiente

Tabla 3.

Resultados del Modelo 2: Diferencia de retornos promedio de los miércoles con respecto a los demás días

Periodo	Lunes			Martes			Jueves			Viernes		
	Media	P5%	P95%	Media	P5%	P95%	Media	P5%	P95%	Media	P5%	P95%
2008-2017	-0.15	-0.24	-0.06	-0.13	-0.22	-0.04	-0.13	-0.22	-0.04	-0.11	-0.20	-0.02
2009-2018	-0.12	-0.21	-0.03	-0.09	-0.18	0.00	-0.13	-0.22	-0.05	-0.11	-0.20	-0.02
2010-2019	-0.13	-0.22	-0.04	-0.08	-0.17	0.00	-0.15	-0.24	-0.06	-0.11	-0.19	-0.02
2011-2020	-0.15	-0.23	-0.06	-0.08	-0.17	0.00	-0.11	-0.19	-0.02	-0.08	-0.17	0.01
2012-2021	-0.15	-0.24	-0.07	-0.11	-0.20	-0.03	-0.12	-0.21	-0.04	-0.09	-0.17	0.00
2013-2022	-0.13	-0.21	-0.04	-0.10	-0.18	-0.02	-0.13	-0.22	-0.04	-0.06	-0.15	0.03
2014-2023	-0.11	-0.20	-0.02	-0.15	-0.24	-0.07	-0.14	-0.23	-0.06	-0.07	-0.16	0.02
2015-2024	-0.05	-0.15	0.04	-0.12	-0.21	-0.03	-0.06	-0.15	0.03	-0.07	-0.16	0.02

P5 y P95% corresponden a los percentiles 5 y 95 de la distribución posterior del parámetro, respectivamente.

Los parámetros estadísticamente significativos se destacan en negrita y fondo gris.

Los resultados asociados a la constante, los controles para semanas con días festivos, los parámetros del proceso AR y los parámetros de la ecuación de la varianza han sido omitidos.

Fuente: elaboración del autor.

relativamente estable a lo largo de las ventanas, su superioridad relativa frente a los demás días (Modelo 2) experimenta una clara degradación y pérdida de consistencia en el tiempo. Esto demuestra que evaluar el efecto día de la semana observando únicamente retornos promedio aislados puede generar una percepción estática engañosa; la evaluación relativa y dinámica del Modelo 2 es la que permite capturar la verdadera naturaleza evolutiva de esta ineficiencia en el mercado colombiano.

A partir de estos resultados se puede deducir que, en general, existe un EDdS en el mercado colombiano, que es consecuente con los resultados reportados por [Kristjanpoller \(2009, 2012\)](#), [Pérez y Mendoza \(2010\)](#), [Torres \(2010\)](#), [Zanello \(2012\)](#), [García y Rosso \(2016\)](#) y [Peña *et al.* \(2015\)](#).

En particular, los días miércoles muestran un retorno promedio significativamente mayor a la mayoría de los demás días, para la mayoría de las ventanas consideradas. Este resultado difiere de los trabajos previos que utilizan el indicador IGBC y que reportan EFdS.

El efecto encontrado aquí no es consistente, variando en magnitud en el tiempo y perdiendo significancia con respecto a algunos días en algunas de las ventanas consideradas. Pese a que en la última ventana considerada el EDdS es prácticamente nulo, los intervalos de credibilidad bayesianos estimados no proporcionan la probabilidad estadística necesaria para confirmar una tendencia sostenida a la baja, como han reportado algunos autores en otros mercados. En este sentido los resultados obtenidos soportan más bien las observaciones de [Chatzitzisi *et al.* \(2021\)](#), en cuanto a que los EDdS en el mercado colombiano no son consistentes en el tiempo.

DISCUSIÓN Y CONCLUSIÓN

En este trabajo se revisan la presencia y evolución del EDdS en el mercado financiero colombiano. Para este fin, se utilizan datos del indicador Colcap entre 2008 y 2024 en ventanas de cada 10 años. El análisis es realizado utilizando metodología bayesiana con muestreo vía algoritmo HMC, para una estimación conjunta eficiente de los parámetros. De esta manera, se provee evidencia nueva y actualizada sobre el EDdS y la validez de la HME en el mercado colombiano.

Los hallazgos reafirman la existencia de ineficiencias en el mercado colombiano, pero aportan un matiz fundamental frente a la literatura más reciente. A diferencia de evaluaciones estáticas previas (e.g., [Peña *et al.*, 2015](#); [Ruiz Dávila & García Muñoz, 2020](#)) que concluyen comportamientos eficientes o patrones de ineficiencia,

la aproximación de ventanas móviles demuestra que el EDdIS experimenta una dinámica evolutiva y muta a lo largo del tiempo.

Al contrastar estos resultados con la literatura empírica previa sobre el mercado colombiano, se observa una evolución estructural de la anomalía. Mientras que estudios clásicos basados en metodologías estáticas identificaron ineficiencias concentradas predominantemente en los días lunes o viernes (Kristjanpoller, 2009; Torres, 2010; Pérez & Mendoza, 2010), la presente estimación dinámica detecta que el exceso de retorno se ha desplazado hacia los días miércoles. Esta discrepancia no invalida los hallazgos históricos, sino que subraya la naturaleza adaptativa del mercado. Aunque autores como García y Rosso (2016) y Peña *et al.* (2015) ya evidenciaban la persistencia de fricciones en el índice colombiano, la incorporación de ventanas móviles permite constatar empíricamente que, a medida que los agentes del mercado asimilan y arbitran anomalías conocidas (como el clásico efecto de fin de semana), estas tienden a disiparse, dando lugar al surgimiento de nuevos patrones temporales.

Este comportamiento dinámico e inconsistente del EDdIS no es un fenómeno exclusivo de Colombia, sino que se encuentra en estrecha consonancia con la evidencia reciente en mercados internacionales. Investigaciones en diversas economías han documentado que las anomalías de calendario sufren procesos de mutación o desvanecimiento una vez que son descubiertas y explotadas financieramente (Zilca, 2017; Urquhart & McGroarty, 2014). En este sentido, los resultados obtenidos respaldan directamente las observaciones de Chatzitzisi *et al.* (2021) sobre la inconsistencia temporal de las ineficiencias bursátiles. A nivel teórico, esta evidencia empírica desafía la visión binaria de la Hipótesis de Mercados Eficientes (HME) y proporciona un sólido respaldo a la Hipótesis de los Mercados Adaptativos (Lo, 2004), demostrando que la eficiencia no es una condición absoluta, sino un proceso continuo donde los inversores aprenden, compiten y se adaptan a los nuevos flujos de información.

Las estimaciones evidencian la presencia de EDdIS en Colombia. En particular, se encuentra un EDdIS los días miércoles, en los cuales el retorno promedio del indicador Colcap se muestra significativamente mayor que en la mayoría de los demás días en casi todas las ventanas consideradas. Este hallazgo se suma a la vasta evidencia en la literatura de efectos de calendario en general, que no soporta la validez de la HME y a la literatura previa que encuentra en general EDdIS en el mercado colombiano.

El efecto encontrado, sin embargo, si bien es persistente, no se muestra del todo consistente. La significancia de la diferencia entre los retornos del día miércoles

con respecto a los demás días varía en el tiempo, desapareciendo para algunos días en algunas de las ventanas consideradas. No se observa un patrón claro en esta inconsistencia, por lo que estos resultados no son concluyentes en cuanto a evidenciar una tendencia a la baja, como han sugerido algunos autores.

Si bien estos resultados confirman la presencia de ineficiencias en el procesamiento de la información, manifestadas en el efecto anómalo de los miércoles, la identificación cualitativa del flujo de noticias específico o de los factores institucionales exactos que lo causan escapa al alcance cuantitativo de este estudio. Determinar qué tipo de información particular genera este patrón dinámico queda propuesto como una valiosa línea para futuras investigaciones.

Desde una perspectiva práctica, el hallazgo de que esta anomalía es evolutiva e inconsistente en el tiempo advierte a los inversores sobre el riesgo de emplear estrategias de inversión estáticas basadas en datos históricos. Para la disciplina, esta dinámica aporta evidencia en favor de la Hipótesis de Mercados Adaptativos, demostrando que las ineficiencias del mercado no son anomalías permanentes, sino oportunidades temporales que mutan conforme los agentes interactúan y arbitran la información.

AGRADECIMIENTOS

El autor agradece al editor y a los revisores anónimos por su labor editorial, así como por sus valiosos comentarios y sugerencias, los cuales contribuyeron significativamente a mejorar la calidad y el rigor metodológico de este manuscrito.

FINANCIAMIENTO

Esta investigación no recibió financiamiento externo.

DECLARACIÓN DE CONFLICTOS DE INTERÉS Y RESPONSABILIDAD ÉTICA

El autor declara no tener ningún conflicto de interés, ya sea financiero, personal o académico, que pudiera influir en los resultados o las interpretaciones de esta investigación. Asimismo, asume la responsabilidad ética sobre la originalidad, integridad y rigor científico de los datos y el análisis presentados en este artículo.

CONTRIBUCIÓN DEL AUTOR

Al tratarse de un trabajo de autoría única, Andrés Fortunato M. es el único responsable de la conceptualización, metodología, *software*, validación, análisis formal, investigación, curaduría de datos, redacción del borrador original y revisión y edición final del manuscrito.

DECLARACIÓN DEL USO DE IA

Durante la preparación de este trabajo, el autor utilizó herramientas de inteligencia artificial (LLM) de forma asistencial, exclusivamente con el propósito de refinar el estilo de redacción, mejorar la fluidez sintáctica y garantizar el cumplimiento estricto del tono académico e impersonal requerido por las directrices editoriales. El autor revisó y asumió la responsabilidad total sobre el contenido final generado, confirmando que las ideas, el análisis econométrico y las conclusiones son producto exclusivo del raciocinio humano.

REFERENCIAS

1. Aggarwal, R. & Rivoli, P. (1989). Seasonal and day-of-the-week effects in four emerging stock markets. *Financial Review*, 24, 541-550. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6288.1989.tb00359.x>
2. Aharon, D. Y. & Qadan, M. (2019). Bitcoin and the day-of-the-week effect. *Finance Research Letters*, 24, 415-424. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2018.12.004>
3. Akbalik, M. & Tunay, K. B. (2016). An analysis of Ramadan effect by GJR-GARCH model: Case of Borsa Istanbul. *Oeconomia Copernicana*, 7(4), 593-612. <https://doi.org/10.12775/OeC.2016.033>
4. Akbar, S., Saba, T., Bahaj, S. A., Inshal, M. & Khan, A. R. (2023). Forecasting volatility in Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedastic (GARCH) model with outliers. *Journal of Advances in Information Technology*, 14(2), 311-318. <https://doi.org/10.12720/jait.14.2.311-318>
5. Ardia, D. & Hoogerheide, L. F. (2010). Efficient Bayesian estimation and combination of GARCH-Type models. En K. Böcker (Ed.), *Rethinking risk measurement and reporting: Examples and applications from finance* (Vol. 2, Cap. 1). RiskBooks. <https://ssrn.com/abstract=1542253>
6. Ausín, M. C., Galeano, P. & Ghosh, P. (2014). A semiparametric Bayesian approach to the analysis of financial time series with applications to value at risk estimation. *European Journal of Operational Research*, 232(2), 350-358. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2013.07.008>
7. Bahcivan, H. & Karahan, C. C. (2022). High frequency correlation dynamics and day-of-the-week effect: a score-driven approach in an emerging market stock exchange. *International Review of Financial Analysis*, 80. <https://doi.org/10.1016/j.irfa.2021.102008>

8. Bauwens, L. & Lubrano, M. (2002). Bayesian option pricing using asymmetric GARCH models. *Journal of Empirical Finance*, 9(3), 321-342. [https://doi.org/10.1016/S0927-5398\(01\)00058-5](https://doi.org/10.1016/S0927-5398(01)00058-5)
9. Berument, H. & Kiyamaz, H. (2001). The day of the week effect on stock market volatility. *Journal of Economics and Finance*, 25(2), 181-193. <https://doi.org/10.1007/BF02744521>
10. Betancourt, M. (2018). *A conceptual introduction to Hamiltonian Monte Carlo*. arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1701.02434>
11. Bollerslev, T. (1986). Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity. *Journal of Econometrics*, 31(3), 307-327. [https://doi.org/10.1016/0304-4076\(86\)90063-1](https://doi.org/10.1016/0304-4076(86)90063-1)
12. Brusa, J., Liu, P. & Schulman, C. (2000). The weekend effect, 'reverse' weekend effect, and firm size. *Journal of Business Finance & Accounting*, 27(5-6), 555-574. <https://doi.org/10.1111/1468-5957.00325>
13. Cardona, M. J. C. (2024). La integración del mercado bursátil latinoamericano: una revisión sistemática de la literatura. *Revista Finanzas y Política Económica*, 16(2), 317-353. <https://doi.org/10.14718/revfinanzpolitecon.v16.n2.2024.1>
14. Carpenter, B. Gelman, A., Hoffman, M. D., Lee, D., Goodrich, B., Betancourt, M., Brubaker, M., Guo J., Li, P. & Riddell, A. (2017). Stan: A probabilistic programming language. *Journal of Statistical Software*, 76(1), 1-32. <https://doi.org/10.18637/jss.v076.i01>
15. Chang, E. C., Pinegar, J. M. & Ravichandran, R. (1998). US day-of-the-week effects and asymmetric responses to macroeconomic news. *Journal of Banking & Finance*, 22(5), 513-534. [https://doi.org/10.1016/S0378-4266\(98\)00023-5](https://doi.org/10.1016/S0378-4266(98)00023-5)
16. Chatzitzisi, E., Fountas, S. & Panagiotidis, T. (2021). Another look at calendar anomalies. *The Quarterly Review of Economics and Finance*, 80, 823-840. <https://doi.org/10.1016/j.qref.2019.04.001>
17. Chen, H. & Singal, V. (2003). Role of speculative short sales in price formation: The case of the weekend effect. *The Journal of Finance*, 58(2), 685-705. <http://www.jstor.org/stable/3094554>
18. Cross, F. (1973). The behavior of stock prices on Fridays and Mondays. *Financial Analysts Journal*, 29(6), 67-69. <https://www.jstor.org/stable/4529641>
19. Ruiz Dávila, B. D. & García Muñoz, G. (2020). Hipótesis de mercados eficientes y estrategias de inversión en el MILA: 2014-2019. *Análisis Económico*, 35(90), 67-90. <https://doi.org/10.24275/uam/azc/dcsh/ae/2020v35n90/Ruiz>
20. Defusco, R. A., McCabe, G. M. & Yook, K. C. (2006). Day of the week effects: A test of the information timing hypothesis. *Journal of Business Finance & Accounting*, 20(6), 835-842. <https://doi.org/10.1111/j.1468-5957.1993.tb00296.x>
21. Dyl, E. A. & Maberly, E. D. (1988). A possible explanation of the weekend effect. *Financial Analysts Journal*, 44(3), 83-84. <https://doi.org/10.2469/faj.v44.n3.83>
22. Engle, R. F. (1982). Autoregressive conditional heteroscedasticity with estimates of the variance of United Kingdom inflation. *Econometrica*, 50(4), 987-1007. <https://doi.org/10.2307/1912773>
23. Fama, E. F. (1965). The behavior of stock-market prices. *The Journal of Business*, 38(1), 34-105. <https://www.jstor.org/stable/2350752>

Efecto día de la semana en los precios de activos financieros en Colombia:
una aproximación bayesiana eficiente

24. Fama, E. F. (1970). Efficient capital markets: a review of theory and empirical work. *The Journal of Finance*, 25(3), 383-417. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1970.tb00518.x>
25. Farber, M. L. (1953). Time-perspective and feeling-tone: A study in the perception of the days. *The Journal of Psychology*, 35(2), 253-257. <https://doi.org/10.1080/00223980.1953.9712859>
26. Fields, M. J. (1931). Stock prices: A problem in verification. *The Journal of Business of the University of Chicago*, 4(4), 415-418. <http://www.jstor.org/stable/2349652>
27. French, K. R. (1980). Stock returns and the weekend effect. *Journal of Financial Economics*, 8(1), 55-69. [https://doi.org/10.1016/0304-405X\(80\)90021-5](https://doi.org/10.1016/0304-405X(80)90021-5)
28. García, D. A. & Rosso, J. (2016). Efectos estacionales en los mercados de capitales de la alianza del Pacífico. *Estudios Gerenciales*, 32(141), 358-368. <https://doi.org/10.1016/j.estger.2016.10.002>
29. Gayaker, S., Yalcin, Y. & Berument, M. H. (2020). The day of the week effect and interest rates. *Borsa Istanbul Review*, 20(1), 55-63. <https://doi.org/10.1016/j.bir.2019.07.010>
30. Gelman, A., Carlin, J. B., Stern, H. S., Dunson, D. B., Vehtari, A. & Rubin, D. B. (2013). *Bayesian data Analysis* (3.^a ed.). Chapman and Hall/CRC. <https://doi.org/10.1201/b16018>
31. Glosten, L. R., Jagannathan, R. & Runkle, D. E. (1993). On the relation between the expected value and the volatility of the nominal excess return on stocks. *The Journal of Finance*, 48(5), 1779-1801. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1993.tb05128.x>
32. Goldman, E. (2023). Uncertainty in systemic risks rankings: Bayesian and frequentist analysis. *Finance Research Letters*, 56. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2023.104028>
33. Grennan, J. & Michaely, R. (2021). FinTechs and the market for financial analysis. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 56(6), 1877-1907. <https://doi.org/10.1017/S0022109020000721>
34. Gu, A. Y. (2004). The reversing weekend effect: Evidence from the U.S. equity markets. *Review of Quantitative Finance and Accounting*, 22, 5-14. <https://doi.org/10.1023/B:REQU.0000006183.42549.50>
35. Gutiérrez, P. H. & Garrido, S. M. O. (2024). Análisis de la eficiencia del mercado de acciones chileno. *Revista Finanzas y Política Económica*, 16(1), 17-45. <https://doi.org/10.14718/revfinanz-politecon.v16.n1.2024.2>
36. Habel, C. & Lockshin, L. (2013). Realizing the value of extensive replication: A theoretically robust portrayal of double jeopardy. *Journal of Business Research*, 66(9), 1448-1456. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2012.05.012>
37. Hansen, P.R., Lunde, A. & Nason, J. M. (2005). *Testing the significance of calendar effects* (Working Paper No. 2005-02). Federal Reserve Bank of Atlanta. <https://doi.org/10.2139/ssrn.388601>
38. Hirsch, Y. (1986). *Don't sell stocks on Monday*. Facts On File.
39. Hoogerheide, L. F., Ardia, D. & Corré, N. (2012). Density prediction of stock index returns using GARCH models: Frequentist or Bayesian estimation? *Economics Letters*, 116(3), 322-325. <https://doi.org/10.1016/j.econlet.2012.03.026>
40. International Monetary Fund (2024). *Global financial stability report, October 2024: Steadying the course - uncertainty, artificial intelligence, and financial stability*. <https://www.imf.org/en/Publications/GFSR/Issues/2024/10/22/global-financial-stability-report-october-2024>

41. Jensen, M. J. & Maheu, J. M. (2013). Bayesian semiparametric multivariate GARCH modeling. *Journal of Econometrics*, 176(1), 3-17. <https://doi.org/10.1016/j.jeconom.2013.03.009>
42. Kamara, A. (1997). New evidence on the Monday seasonal in stock returns. *The Journal of Business*, 70(1), 63-84. <https://www.jstor.org/stable/2353481>
43. Kayacetin, V. & Lekpek, S. (2016). Turn-of-the-month effect: New evidence from an emerging stock market. *Finance Research Letters*, 18, 142-157. <https://doi.org/10.1016/j.flr.2016.04.012>
44. Kelly, F. C. (1930). *Why you win or lose: The psychology of speculation*. Houghton Mifflin
45. Kiymaz, H. & Berument, H. (2003). The day of the week effect on stock market volatility and volume: international evidence. *Review of Financial Economics*, 12(4), 363-380. [https://doi.org/10.1016/S1058-3300\(03\)00038-7](https://doi.org/10.1016/S1058-3300(03)00038-7)
46. Kohers, G., Kohers, N., Pandey, V., & Kohers, T. (2004). The disappearing day-of-the-week effect in the world's largest equity markets. *Applied Economics Letters*, 11(3), 167-171. <https://doi.org/10.1080/1350485042000203797>
47. Kostyk, A., Zhou, W. & Hyman, M. R. (2019). Using survey taintment to counter declining survey data quality. *Journal of Business Research*, 95, 211-219. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2018.10.024>
48. Kristjanpoller, W. (2009). An analysis of the day-of-the-week effect in Latin American stock markets. *Lecturas de Economía*, 71, 189-207. http://www.scielo.org.co/scielo.php?pid=S0120-25962009000200007&script=sci_abstract
49. Kristjanpoller, W. (2012). Day of the week effect in Latin American stock markets. *Revista de análisis económico*, 27(1), 71-89. <https://doi.org/10.4067/S0718-88702012000100004>
50. Lee, K., Jeong, Y., Joo, S., Yoon, Y. S., Han, S. & Baik, H. (2022) Outliers in financial time series data: Outliers, margin debt, and economic recession. *Machine Learning with Applications*, 10. <https://doi.org/10.1016/j.mlwa.2022.100420>
51. Leys, C., Ley, C., Klein, O., Bernard, P. & Licata, L. (2013). Detecting outliers: Do not use standard deviation around the mean, use absolute deviation around the median. *Journal of Experimental Social Psychology*, 49(4), 764-766. <https://doi.org/10.1016/j.jesp.2013.03.013>
52. Li, D., Clements, A. & Drovandi, C. (2021). Efficient Bayesian estimation for GARCH type models via sequential Monte Carlo. *Econometrics and Statistics*, 19, 22-46. <https://doi.org/10.1016/j.ecosta.2020.02.002>
53. Liang, R., Qin, B. & Xia, Q. (2024). Bayesian inference for mixed Gaussian GARCH type model by Hamiltonian Monte Carlo algorithm. *Computational Economics*, 63, 193-220. <https://doi.org/10.1007/s10614-022-10337-4>
54. Ljung, G. M. & Box, G. E. P. (1978). Box on a measure of lack of fit in time series models. *Biometrika*, 65(2), 297-303. <https://doi.org/10.2307/2335207>
55. Lo, A. W. (2004). The adaptive market hypothesis. *The Journal of Portfolio Management*, 30th Anniversary Issue 2004. https://web.mit.edu/Alo/www/Papers/JPM2004_Pub.pdf
56. McGowan, C. B. & Ibrahim, I. (2009). An analysis of the day-of-the-week effect in the Russian stock market. *International Business & Economics Research Journal*, 8(9), 25-30. <https://doi.org/10.19030/iber.v8i9.3165>

57. Mehdian, S. & Perry, M. J. (2001). The reversal of the Monday effect: new evidence from US equity markets. *Journal of Business Finance & Accounting*, 28(7-8), 1043-1065. <https://doi.org/10.1111/1468-5957.00404>
58. Miazhynskaia, T. & Dorffner, G. (2006). A comparison of Bayesian model selection based on MCMC with an application to GARCH-Type models. *Statistical Papers*, 47, 525-549. <https://doi.org/10.1007/s00362-006-0305-z>
59. Miazhynskaia, T., Frühwirth-Schnatter, S. & Dorffner, G. (2006). Bayesian testing for non-linearity in volatility modeling. *Computational Statistics & Data Analysis*, 51(3), 2029-2042. <https://doi.org/10.1016/j.csda.2005.12.014>
60. Neal, R. M. (2012). MCMC using Hamiltonian dynamics. En S. Brooks, A. Gelman, G. Jones & X. L. Meng (Eds.), *Handbook of Markov Chain Monte Carlo* (Cap. 5). Chapman and Hall/CRC. <https://doi.org/10.1201/b10905>
61. Paital, R. R. & Panda, A. K. (2018). Day of the week and weekend effects in the Indian stock market. *Theoretical Economics Letters*, 08(11), 2559-2568. <https://doi.org/10.4236/tel.2018.811164>
62. Paixão, R. S. & Ehlers, R. S. (2017). *Zero variance and Hamiltonian Monte Carlo methods in GARCH models*. arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1710.07693>
63. Peña, D. R., Ortiz, J. D. & Espitia, H. E. (2015). Análisis del efecto-día en el mercado accionario Colombiano empleando mapas autoorganizados. *ITECKNE Innovación e Investigación en Ingeniería*, 12(1), 84-94. <https://doi.org/10.15332/iteckne.v12i1.825>
64. Pérez, J. & Mendoza, J. C. (2010). Efecto día en el mercado accionario Colombiano: una aproximación no paramétrica. *Borradores de Economía* 585. Banco de la República de Colombia. <https://www.banrep.gov.co/es/efecto-dia-el-mercado-accionario-colombiano-aproximacion-no-parametrica>
65. Pettengill, G. N. (1993). An experimental study of the blue-Monday hypothesis. *The Journal of Socio-Economics*, 22(3), 241-257. [https://doi.org/10.1016/1053-5357\(93\)90011-9](https://doi.org/10.1016/1053-5357(93)90011-9)
66. Plummer, M. (2008). Penalized loss functions for Bayesian model comparison. *Biostatistics*, 9(3), 523-539. <https://doi.org/10.1093/biostatistics/kxm049>
67. Proietti, T. & Grassi, S. (2012). *Bayesian stochastic model specification search for seasonal and calendar effects* (MPRA Paper 27305). <https://mpra.ub.uni-muenchen.de/27305/>
68. Rathnaweera, H. K. R. & Silva, R. M. (2023). A Bayesian network analysis of calendar effects in the Colombo stock exchange. *Sri Lankan Journal of Applied Statistics*, 24(3), 95-107. <https://doi.org/10.4038/sljastats.v24i3.8095>
69. Shah, S. M. M. & Abdullah, F. (2015). A study of day of the week effect in Karachi stock exchange during different political regimes in Pakistan. *Business & Economic Review*, 7(1), 41-66. <https://doi.org/10.22547/BER/7.1.3>
70. Shehadeh, A. A. & Zheng, M. (2023). Calendar anomalies in stock market returns: Evidence from Middle East countries. *International Review of Economics & Finance*, 88, 962-980. <https://doi.org/10.1016/j.iref.2023.07.013>
71. Spiegelhalter, D. J., Best, N. G., Carlin, B. P. & Van Der Linde, A. (2002). Bayesian measures of model complexity and fit. *Journal of the Royal Statistical Society Series B: Statistical Methodology*, 64(4), 583-639. <https://doi.org/10.1111/1467-9868.00353>

72. Srinivasan, P. & Kalaivani, M. (2013). Day-of-the-week effects in the Indian stock market (MPRA Paper 46805). <https://mpra.ub.uni-muenchen.de/46805/>
73. Stan Development Team (2024). *Stan modeling language users guide and reference manual* (Version 2.35). <https://mc-stan.org>
74. Stavarek, D. & Heryan, T. (2012). *Day of the week effect in Central European stock markets* (MPRA Paper 38431). <https://mpra.ub.uni-muenchen.de/38431/>
75. Swinkels, L. & van Vliet, P. (2012). An anatomy of calendar effects. *Journal of Asset Management*, 13(4), 271-286. <https://doi.org/10.2139/ssrn.1593770>
76. Szymanski, M. & Wojtalik, G. (2020) Calendar effects in the stock markets of Central European countries. *Acta Universitatis Lodzianis, Folia Oeconomica*, 5(350), 27-51. <https://doi.org/10.18778/0208-6018.350.02>
77. Torres, C. A. (2010). *Efecto del fin de semana y los festivos en los mercados de acciones. Un estudio comparativo entre Chile, Brasil, México y Colombia* (Master's Thesis). Universidad Icesi, Cali. https://repository.icesi.edu.co/biblioteca_digital/bitstream/10906/67732/1/mercados_acciones.pdf
78. Ülkü, N. & Rogers, M. (2018). Who drives the Monday effect? *Journal of Economic Behavior & Organization*, 148, 46-65. <https://doi.org/10.1016/j.jebo.2018.02.009>
79. Urquhart, A. & McGroarty, F. (2014). Calendar effects, market conditions and the adaptive market hypothesis: evidence from long-run U.S. data. *International Review of Financial Analysis*, 35,154-166. <https://doi.org/10.1016/j.irfa.2014.08.003>
80. van der Linde, A. (2005). DIC in variable selection. *Statistica Neerlandica*, 59(1), 45-56. <https://doi.org/10.1111/j.1467-9574.2005.00278.x>
81. Vehtari, A., Gelman, A. & Gabry, J. (2017). Practical Bayesian model evaluation using leave-one-out cross-validation and WAIC. *Statistics and Computing*, 27(5), 1413-1432. <https://doi.org/10.1007/s11222-016-9696-4>
82. Virbickaite, A., Ausín, M. C. & Galeano, P. (2015). Bayesian inference methods for univariate and multivariate GARCH models: A survey. *Journal of Economic Surveys*, 29(1), 76-96. <https://doi.org/10.1111/joes.12046>
83. Virbickaite, A., Ausín, M. C. & Galeano, P. (2016). A Bayesian non-parametric approach to asymmetric dynamic conditional correlation model with application to portfolio selection. *Computational Statistics & Data Analysis*, 100, 814-829. <https://doi.org/10.1016/j.csda.2014.12.005>
84. Vrontos, I. D., Dellaportas, P. & Politis, D. N. (2000). Full Bayesian inference for GARCH and EGARCH models. *Journal of Business & Economic Statistics*, 18(2), 187-198. <https://doi.org/10.2307/1392556>
85. Watanabe, S. (2010). Asymptotic equivalence of Bayes cross validation and widely applicable information criterion in singular learning theory. *Journal of Machine Learning Research*, 11(116), 3571-3594. <http://jmlr.org/papers/v11/watanabe10a.html>
86. Zanello, L. (2012). *El efecto día en cinco índices bursátiles de América Latina* (Documentos Departamento de Economía 18081). Universidad del Norte. <https://www.uninorte.edu.co/documents/16008436/0/Docs+34.pdf/ac389678-431f-bf39-ead2-c1c739340fe1?t=1654202037494>

Efecto día de la semana en los precios de activos financieros en Colombia:
una aproximación bayesiana eficiente

87. Zhang, J., Lai, Y. & Lin, J. (2017). The day-of-the-week effects of stock markets in different countries. *Finance Research Letters*, 20, 47-62. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2016.09.006>
88. Zilca, S. (2017). The evolution and cross-section of the day-of-the-week effect. *Financial Innovation*, 3(29), 47-62. <https://doi.org/10.1186/s40854-017-0077-6>

APÉNDICE

A1. CONSTRUCCIÓN DE LOS UMBRALES PARA LA IDENTIFICACIÓN Y EL TRATAMIENTO DE OUTLIERS

Como se menciona en el texto principal, los *outliers* se identifican utilizando la desviación absoluta con respecto a la media (MAD - mean absolute deviation), tal como recomiendan y describen [Leys et al. \(2013\)](#) y [Akbar et al. \(2023\)](#). Los umbrales fueron construidos con un criterio de rechazo de 3 (conservador), siguiendo la siguiente especificación:

$$[Umb.inf., Umb.sup.] = [mediana(r_t) - 3 * MADE, mediana(r_t) + 3 * MADE],$$

con

$$MADE = 1.4826 * mediana(|r_t - mediana(r_t)|)$$

Donde r_t es el logaritmo de los retornos, y $mediana(x_t)$ es la mediana de la serie de x_t , $t = 1, \dots, T$. Las muestras con valores por sobre el umbral superior y bajo el umbral inferior son reemplazadas por el valor promedio, como se describen [Akbar et al. \(2023\)](#).

A2. TESTS DE RUIDO BLANCO Y COMPONENTES ARCH

Se realizan los tests de ruido blanco Ljung-Box y ARCH LM de [Engle \(1982\)](#) sobre los residuos de una regresión constante de la forma

$$r_t = c + \epsilon_t,$$

donde r_t es el retorno del indicador en logaritmo al cierre del día t y c es una constante. Los p-values del test Ljung-Box para hasta 5 rezagos pueden observarse en la [Tabla A1](#), todos los test son significativos al 1%, con lo cual se rechaza la nula de ruido blanco. En cuanto al test ARCH LM de Engle, se utilizan también 5 rezagos del cuadrado de los residuos. Tanto el test de Multiplicador de Lagrange como el test-F de parámetros conjunto rechazan la nula de no efecto ARCH con significancia de 1%, con P-values de 1.850e-10 y 1.605e-10 respectivamente. Se concluye que el término de error es heterocedástico con componentes ARCH.

Tabla a1.

P-Values del test de ruido blanco para los residuos

Rezago	P-Value
1	1.523E-07
2	1.997E-08
3	7.950E-08
4	1.166E-07
5	3.100E-07

Fuente: elaboración del autor.

A3. RESULTADOS DEL PROCESO DE SELECCIÓN DE MODELOS

En la **Tabla A1** se exponen los resultados de las estimaciones del proceso de selección de modelos. Las especificaciones consideradas para el modelamiento de la estructura heterocedástica son modelos GARCH y GJR-GARCH. Para el Modelo 1 se selecciona la especificación de orden 0 con menor WAIC, y para el Modelo 2 la especificación con el menor WAIC en términos globales. Los menores WAIC están destacados en negrita y con fondo gris en la **Tabla A1**, ambos corresponden a especificaciones GJR-GARCH. El orden del proceso autorregresivo en la ecuación de la media del Modelo 2 es $P = 2$.

Tabla a2.

Resultados del proceso de selección de modelos

Estructura heterocedástica	Orden P	WAIC
GARCH	0	9796.722787
	1	9776.090984
	2	9775.715643
	3	9779.881594
	4	9782.434841
	5	9788.002205
GJR-GARCH	0	9795.669996
	1	9774.400236
	2	9773.719314
	3	9777.975458
	4	9780.695364
	5	9785.798966

En negrita y fondo gris los mínimos WAIC correspondientes a las especificaciones seleccionadas para los modelos 1 y 2.

Fuente: elaboración del autor.

A4. RESULTADOS UTILIZANDO HIPERVARIANZAS DE 10⁶

Como se menciona en el texto principal, para los resultados ahí expuestos se utilizaron hipervarianzas de 10 para las distribuciones primarias de los parámetros. Siguiendo a Goldman (2023), como test de sensibilidad se repite todo el análisis utilizando hipervarianzas de 10⁶. Los resultados se exponen en las tablas a3 y a4 a continuación, siendo análogas a las tablas 2 y 3 en el texto principal respectivamente.

Como se puede observar, los resultados utilizando hipervarianzas de 10⁶ no difieren cualitativamente de los resultados utilizando una hipervarianza de magnitud 10, reportados en el texto principal. Las conclusiones se mantienen válidas.

Efecto día de la semana en los precios de activos financieros en Colombia:
una aproximación bayesiana eficiente

Tabla a3.

Resultados de las estimaciones del Modelo 1: Retornos promedio en cada día de la semana*

Periodo	Lunes			Martes			Miércoles			Jueves			Viernes		
	Media	P5%	P95%	Media	P5%	P95%	Media	P5%	P95%	Media	P5%	P95%	Media	P5%	P95%
2008-2017	-0.01	-0.08	0.05	0.01	-0.06	0.07	0.13	0.07	0.20	0.01	-0.05	0.08	0.02	-0.04	0.09
2009-2018	0.00	-0.06	0.06	0.03	-0.03	0.09	0.12	0.06	0.18	0.00	-0.06	0.06	0.01	-0.05	0.07
2010-2019	-0.01	-0.07	0.05	0.04	-0.02	0.10	0.12	0.06	0.19	-0.02	-0.08	0.04	0.02	-0.04	0.08
2011-2020	-0.04	-0.10	0.02	0.02	-0.04	0.08	0.10	0.04	0.17	0.00	-0.06	0.07	0.03	-0.04	0.09
2012-2021	-0.04	-0.10	0.02	0.00	-0.06	0.06	0.12	0.05	0.18	0.00	-0.06	0.06	0.03	-0.03	0.09
2013-2022	-0.03	-0.09	0.03	-0.01	-0.07	0.06	0.09	0.03	0.15	-0.02	-0.09	0.04	0.04	-0.02	0.10
2014-2023	0.01	-0.06	0.07	-0.04	-0.10	0.03	0.11	0.05	0.18	-0.02	-0.09	0.05	0.05	-0.02	0.11
2015-2024	0.03	-0.03	0.10	-0.03	-0.09	0.04	0.08	0.02	0.15	0.03	-0.04	0.10	0.03	-0.04	0.09

P5 y P95% corresponden a los percentiles 5 y 95 de la distribución posterior del parámetro, respectivamente.

Los parámetros estadísticamente significativos se destacan en negrita y fondo gris.

Los resultados asociados a los controles para semanas con días festivos y los parámetros de la ecuación de la varianza han sido omitidos.

* Utilizando hipervarianzas de magnitud 10^6 en las distribuciones primarias.

Fuente: elaboración del autor.

Tabla a4.

Resultados del Modelo 2: Diferencia de retornos promedio de los miércoles con respecto a los demás días*

Periodo	Lunes		Martes		Jueves		Viernes	
	Media	P5%	Media	P5%	Media	P5%	Media	P5%
2008-2017	-0.15	-0.23	-0.12	-0.21	-0.13	-0.22	-0.11	-0.20
2009-2018	-0.12	-0.21	-0.09	-0.18	-0.13	-0.22	-0.11	-0.20
2010-2019	-0.13	-0.22	-0.08	-0.17	-0.15	-0.24	-0.10	-0.19
2011-2020	-0.15	-0.23	-0.08	-0.17	-0.11	-0.20	-0.08	0.01
2012-2021	-0.15	-0.24	-0.11	-0.20	-0.12	-0.21	-0.09	0.00
2013-2022	-0.12	-0.21	-0.10	-0.18	-0.13	-0.22	-0.06	0.03
2014-2023	-0.11	-0.20	-0.15	-0.24	-0.14	-0.23	-0.07	0.02
2015-2024	-0.05	-0.15	-0.12	-0.21	-0.06	-0.16	-0.07	0.02

P5 y P95% corresponden a los percentiles 5 y 95 de la distribución posterior del parámetro, respectivamente.

Los parámetros estadísticamente significativos se destacan en negrita y fondo gris.

Los resultados asociados a la constante, los controles para semanas con días festivos, los parámetros del proceso AR y los parámetros de la ecuación de la varianza han sido omitidos.

* Utilizando hipervarianzas de magnitud 106 en las distribuciones primarias.

Fuente: elaboración del autor.