UNIVERSIDAD CATÓLICA DE CUENCA

Comunidad Educativa al Servicio del Pueblo

FACULTAD DE CIENCIAS ECONÓMICAS Y EMPRESARIALES

CARRERA DE ECONOMÍA

"VOLATILIDAD Y CONTAGIO FINANCIERO ENTRE ECUADOR Y OTROS MERCADOS LATINOAMERICANOS: UN ENFOQUE MULTIVARIADO CON MODELOS GARCH"

PROYECTO DE TITULACIÓN PREVIO A LA OBTENCIÓN DEL TÍTULO DE ECONOMISTA

AUTORAS: **HEREDIA CAJAMARCA PAOLA ESTEFANIA**

MONTERO CARDENAS DOMENICA GEOVANNA

DIRECTOR: ONTANEDA JIMENEZ DIEGO DANNY

CUENCA - ECUADOR

2026

DIOS, PATRIA, CULTURA Y DESARROLLO



UNIVERSIDAD CATÓLICA DE CUENCA

Comunidad Educativa al Servicio del Pueblo

FACULTAD DE CIENCIAS ECONÓMICAS Y EMPRESARIALES

CARRERA DE ECONOMÍA

"VOLATILIDAD Y CONTAGIO FINANCIERO ENTRE ECUADOR Y OTROS MERCADOS LATINOAMERICANOS: UN ENFOQUE MULTIVARIADO CON MODELOS GARCH"

PROYECTO DE TITULACIÓN PREVIO A LA OBTENCIÓN DEL TÍTULO DE ECONOMISTA

AUTORAS: HEREDIA CAJAMARCA PAOLA ESTEFANIA

MONTERO CARDENAS DOMENICA GEOVANNA

DIRECTOR: ONTANEDA JIMENEZ DIEGO DANNY

CUENCA - ECUADOR

2026

DIOS, PATRIA, CULTURA Y DESARROLLO

“Volatilidad y contagio financiero entre ecuador y otros mercados latinoamericanos: un enfoque multivariado con modelos Garch”

Heredia Cajamarca Paola Estefania

Montero Cardenas Domenica Geovanna

Universidad Católica de Cuenca

Unidad de titulación

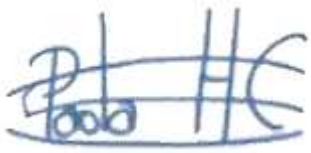
Ontaneda Jimenez Diego Danny

03 de noviembre de 2026

DECLARACIÓN DE RESPONSABILIDAD

Nosotras, **Heredia Cajamarca Paola Estefania** portadora de la cédula de ciudadanía N.º **0150301851**, y **Montero Cardenas Domenica Geovanna** portadora de la cédula de ciudadanía N.º **0106550692**. Declaramos ser las autoras de la obra: **"Volatilidad y contagio financiero entre ecuador y otros mercados latinoamericanos: un enfoque multivariado con modelos Garch"**, sobre la cual nos hacemos responsables sobre las opiniones, versiones e ideas expresadas. Declaramos que la misma ha sido elaborada respetando los derechos de propiedad intelectual de terceros y eximo a la Universidad Católica de Cuenca sobre cualquier reclamación que pudiera existir al respecto. Declaro finalmente que mi obra ha sido realizada cumpliendo con todos los requisitos legales, éticos y bioéticos de investigación, que la misma no incumple con la normativa nacional e internacional en el área específica de investigación, sobre la que también me responsabilizo y eximo a la Universidad Católica de Cuenca de toda reclamación al respecto.

Cuenca, noviembre de 2026





Heredia Cajamarca Paola Estefania

Montero Cardenas Domenica Geovanna

CERTIFICACIÓN

Yo, **Ontaneda Jimenez Diego Danny**, certifico que el artículo titulado **"Volatilidad y contagio financiero entre ecuador y otros mercados latinoamericanos: un enfoque multivariado con modelos Garch"** fue desarrollado por **Heredia Cajamarca Paola Heredia**, y por **Montero Cardenas Domenica Geovanna**, ha sido guiado y revisado periódicamente y cumple normas estatutarias establecidas por la Universidad Católica de Cuenca.

Debido a que es una investigación particular con el propósito de cumplir un requisito previo a la obtención del **TÍTULO DE ECONOMISTA**.

Cuenca, noviembre de 2026



Econ. Diego Danny Ontaneda Jimenez, Mgs

Tutor

UNIVERSIDAD CATÓLICA DE CUENCA

DEDICATORIA

A la mujer más valiente de mi vida, mi mamá, por cada sacrificio, cada lágrima y cada esfuerzo silencioso que hizo por mi hermano y por mí. Este logro no solo me pertenece, también lleva tu nombre y todo el amor que luchaste por verme llegar hasta aquí.

A mi hermano, por ser parte de mi fuerza en los días difíciles.

Y a mi papá, que desde el cielo sigue iluminando mi camino y acompañado cada uno de mis pasos.

Heredia Cajamarca Paola Estefania

Dedico este trabajo a mis padres, mis hermanos y a mi familia, quienes han sido mi mayor apoyo, motivándome a no rendirme y a luchar por cada una de mis metas. Gracias por sus consejos, sacrificios y por confiar siempre en mí.

De manera especial, a mi amado, por su amor, paciencia, comprensión y apoyo incondicional durante este proceso. Gracias por acompañarme en los momentos difíciles, motivarme y recordarme que soy capaz de alcanzar mis sueños.

Finalmente, dedico este logro a todas las personas que forman parte de este camino y contribuyeron a mi crecimiento personal y profesional.

Montero Cardenas Domenica Geovanna

AGRADECIMIENTO

A Dios y a la Virgen, por acompañarme y darme fuerzas en los momentos en los que sentía que no podía más.

A todas las personas que fueron parte de este largo camino, por cada enseñanza, consejo y palabras de aliento que dejaron en mi vida.

A quienes estuvieron conmigo en los días más difíciles, brindándome apoyo, compañía y fuerzas para seguir adelante.

A mi tía, por abrirme las puertas de su hogar y acompañarme con cariño en esta etapa.

Y, sobre todo, a mi mamá y a mi hermano, porque fueron mi refugio, mi motivación y la razón por la que nunca me rendí.

Heredia Cajamarca Paola Estefania

Agradezco profundamente a Dios por brindarme salud, fortaleza y sabiduría para seguir adelante en cada etapa de mi formación académica y personal.

A mis padres y a mi familia, por su amor, esfuerzo, comprensión y apoyo incondicional, que han sido fundamentales para alcanzar esta meta.

De manera especial, agradezco a mi amado, por su compañía, paciencia, cariño y motivación constante durante este proceso académico. Gracias por estar presente en los momentos difíciles y brindarme la fuerza necesaria para continuar.

Montero Cardenas Domenica Geovanna

RESUMEN

Este artículo analiza la volatilidad bursátil y la existencia de contagio financiero o interdependencia entre el mercado ecuatoriano y cinco mercados latinoamericanos (Brasil, México, Chile, Argentina y Perú) a nivel sectorial (financiero, consumo e industrial) durante el período comprendido entre el 4 de enero de 2019 y el 23 de enero de 2026. La metodología combina modelos GARCH univariados (sGARCH, eGARCH, GJR-GARCH y APARCH) para caracterizar la dinámica de la volatilidad de los activos bursátiles, con modelos DCC-GARCH multivariados y cópulas bivariadas para analizar la dependencia en los valores extremos de las colas inferior y superior, siguiendo a Uribe (2011). Los resultados evidencian diferencias en el comportamiento de la volatilidad entre países y sectores, así como efectos asimétricos significativos en cuatro activos de los sectores financiero y de consumo. El análisis de cópulas, con pruebas de significancia e intervalos de confianza, muestra que los quince pares Ecuador-país son consistentes con independencia en ambas colas, mientras que entre los demás mercados se identifican seis pares con contagio significativo. La ausencia de dependencia en la cola inferior se mantiene al excluir las semanas sin negociación y, salvo una relación débil y no concluyente con Perú, con retornos mensuales. Este comportamiento puede estar relacionado con la baja integración bursátil de Ecuador, su reducida liquidez y la dolarización.

Palabras clave: Volatilidad financiera, contagio financiero, mercados financieros

ABSTRACT

This article analyzes stock market volatility and the existence of financial contagion or interdependence between the Ecuadorian market and five Latin American markets (Brazil, Mexico, Chile, Argentina, and Peru) at the sectoral level (financial, consumer, and industrial) during the period from January 4, 2019, to January 23, 2026. The methodology combines univariate GARCH models (sGARCH, eGARCH, GJR-GARCH, and APARCH) to characterize the dynamics of volatility in stock market assets with multivariate DCC-GARCH models and bivariate copulas to analyze the dependence of extreme values in the left and right tails, following Uribe (2011). The results reveal differences in volatility behavior across countries and sectors, as well as significant asymmetric effects on four assets in the financial and consumer sectors. The copula analysis, including significance tests and confidence intervals, shows that the fifteen Ecuador-country pairs are consistent with independence at both tails, while among the other markets, six pairs exhibit significant contagion. The absence of dependence in the lower tail holds even when weeks with no trading are excluded and, with the exception of a weak and inconclusive relationship with Peru, when monthly returns are considered. This behavior may be related to Ecuador's low stock market integration, its limited liquidity, and dollarization.

Keywords: Financial volatility, financial contagion, financial markets

Introducción

Los mercados financieros se integran cada vez más, y con eso llegan nuevas vías de transmisión de choques entre economías. Forbes y Rigobon (2002) definen contagio como un aumento significativo de las correlaciones frente a condiciones normales, distinguiéndolo de la interdependencia; este estudio sigue el criterio de dependencia asintótica en las colas de Uribe (2011), que identifica contagio por el comportamiento conjunto en episodios extremos, sin requerir comparar crisis con calma. América Latina es especialmente vulnerable a perturbaciones externas por su dependencia de capitales, mercados poco profundos y portafolios concentrados, lo que se refleja en altas correlaciones y mayor volatilidad entre sus mercados durante episodios de inestabilidad (López Villa y Sosa Castro, 2021; Pasquali, 2020).

El mercado ecuatoriano es distinto de los demás. Es pequeño, tiene poca liquidez y cuenta con pocos instrumentos disponibles, rasgos que explican su fuerte concentración en renta fija frente a los mercados bursátiles latinoamericanos de mayor tamaño (Muñoz, 2024). La dolarización, además, le quita al país el tipo de cambio como mecanismo de ajuste ante perturbaciones externas. Aun así, sigue expuesto al entorno externo por su apertura comercial y su vinculación financiera internacional (Superintendencia de Compañías, 2024). Existe poca evidencia sobre su relación con los principales mercados latinoamericanos, tanto en volatilidad como en dependencia, y esta relación puede cambiar en episodios de caídas extremas.

El problema científico consiste en analizar la volatilidad de los mercados bursátiles de Ecuador, Brasil, México, Chile, Argentina y Perú entre 2019 y 2026 y evaluar si existe contagio financiero entre ellos, entendido, siguiendo a Uribe (2011), como dependencia en la cola inferior durante las caídas extremas. Para ello se plantean tres preguntas. Primero, ¿cómo se comporta la volatilidad de cada mercado y presenta persistencia y respuesta asimétrica ante choques negativos

y positivos? Segundo, ¿existe contagio entre Ecuador y los demás mercados o su relación corresponde a interdependencia o a independencia? Tercero, ¿el contagio varía entre los pares de países y entre los sectores financiero, consumo e industrial?

Para ello, el estudio combina modelos GARCH univariados (sGARCH, eGARCH, GJR-GARCH y APARCH), un DCC-GARCH para la correlación condicional, y cópulas bivariadas para la dependencia extrema. Esto aporta a la literatura sobre mercados emergentes pequeños y dolarizados, un espacio poco explorado frente a los estudios centrados en mercados latinoamericanos más grandes, con implicaciones para la gestión de riesgo. El artículo revisa primero el mercado bursátil ecuatoriano, luego el marco teórico e hipótesis, la metodología (GARCH, DCC-GARCH y cópulas), y finalmente los resultados y conclusiones.

Contexto del mercado bursátil ecuatoriano y comparación regional

El mercado de valores ecuatoriano es reducido y poco profundo frente a la región. En 2025 registró operaciones por USD 18.224 millones, un 15,7 % más que en 2024, con una participación sobre el PIB que subió de 12,6 % a 13,6 % (Acosta-Burneo, 2026). Con el mismo indicador, en 2024 el valor negociado equivalió a cerca del 299 % del PIB en Chile, frente a alrededor del 13 % en Ecuador (Bloomberg Línea, 2025).

El mercado ecuatoriano opera mediante la Bolsa de Valores de Quito (BVQ) y la Bolsa de Valores de Guayaquil (BVG). En 2025, la BVQ concentró el 55 % del valor negociado (USD 9.992 millones), un 17,8 % más que el año anterior (Acosta-Burneo, 2026). Desde su formalización en 1970, el mercado ha tenido pocos emisores y un fuerte predominio de la renta fija (Cadena Silva et al., 2020). En 2025, su participación superó el 99 % y estuvo liderada por bonos del Estado, notas del Tesoro y certificados de inversión (Acosta-Burneo, 2026).

El tamaño reducido, la baja liquidez, la concentración en renta fija y el peso del sector público diferencian al mercado ecuatoriano de los de Brasil, México, Chile, Argentina y Perú. Estas características sustentan la selección de Banco de Guayaquil, Corporación Favorita y Holcim como activos de referencia de los sectores financiero, consumo e industrial, y permiten contextualizar las diferencias de volatilidad y dependencia extrema frente a esos mercados.

Marco teórico y estado del arte

El estudio de los mercados financieros implica analizar cómo cambia la volatilidad y cómo se transmiten los movimientos entre economías, algo que se ha intensificado con la integración financiera, sobre todo en crisis. Los modelos GARCH han sido ampliamente usados para estudiar la volatilidad y la relación entre rendimientos, y en América Latina diversos estudios encuentran heterocedasticidad condicional, colas pesadas y respuestas asimétricas ante choques negativos (Bernardi, 2005; Chambi Condori y Chambi Vásquez, 2024; Covri, 2017; Csontó, 2014). Este apartado revisa la volatilidad, la interdependencia y el contagio financiero, junto con sus canales de transmisión y la evidencia para la región y Ecuador.

La volatilidad financiera

Engle (1982) define la volatilidad financiera a partir de la varianza condicional de los rendimientos, dependiente de la información de períodos anteriores. Bollerslev (1986) extiende esta propuesta con el modelo GARCH, que incorpora choques recientes y volatilidad pasada para explicar la persistencia de la varianza, permitiendo identificar el agrupamiento de volatilidad (Bollerslev, 1986; Engle, 1982). Las extensiones de los modelos GARCH incorporan además la persistencia, la asimetría ante choques y las colas pesadas propias de las series financieras (Chocholatá, 2022).

Interdependencia financiera

La interdependencia financiera nace de los vínculos comerciales, financieros y económicos que ya conectan a los mercados entre sí, ya sea por relaciones de intercambio, coordinación de políticas macroeconómicas o exposición compartida a choques externos (Kindleberger y Aliber, 2005; Rigobon, 2002b). Que estos vínculos se mantengan durante una perturbación no implica, por sí solo, un aumento anómalo de la dependencia entre mercados (López Villa y Sosa Castro, 2021).

Forbes y Rigobon (2002) y Uribe (2011) parten de criterios distintos para separar la interdependencia del contagio financiero. Para los primeros, hay contagio cuando la relación entre mercados aumenta significativamente durante una crisis frente a condiciones normales; Uribe (2011), en cambio, lo identifica a partir de la dependencia extrema en las colas, sin necesidad de esa comparación. De ahí que un mayor movimiento conjunto entre mercados no siempre signifique una transmisión extraordinaria de perturbaciones.

Contagio financiero

Rigobon (2002a) entiende el contagio financiero como una transmisión de perturbaciones que supera lo que explican los vínculos fundamentales entre economías. Forbes y Rigobon (2002) lo identifican, en cambio, a partir de un aumento significativo de la correlación tras un choque, corrigiendo el sesgo que introduce el propio incremento de la volatilidad, lo que separa una relación estable durante la crisis de una que realmente se intensifica. La literatura reconoce tres canales de transmisión. El comercial opera a través del intercambio de bienes y servicios entre economías. El financiero aparece cuando los mercados comparten inversionistas institucionales o activos, por lo que un choque en uno puede trasladarse al otro. El canal informacional es menos directo y está relacionado con el comportamiento de los inversionistas y los problemas de liquidez.

Por esta vía, las perturbaciones pueden transmitirse incluso entre mercados que no tienen un vínculo económico directo (Forbes y Rigobon, 2002).

A partir de esos canales, la literatura separa la transmisión que responde a los fundamentos económicos del llamado contagio puro, que tiene más que ver con cambios en el comportamiento de los inversionistas que con un deterioro real de los fundamentos (Forbes y Rigobon, 2002). Esa distinción es útil para saber si una mayor dependencia responde a mecanismos económicos preexistentes o si, en cambio, es una amplificación de las perturbaciones propia de los episodios de crisis.

Estudios empíricos

La literatura destaca la persistencia y la asimetría como rasgos comunes de la volatilidad financiera. Pečiulis y Vasiliauskaitė (2025) incorporan la memoria larga y los cambios de régimen para mejorar la predicción de la volatilidad. Chocholatá (2022) estudia la transición entre períodos de baja y alta volatilidad. En el caso ecuatoriano, Covri (2017) y Rodríguez Benavides y Perrotini Hernández (2019) también identifican persistencia en los choques de volatilidad.

En cuanto a contagio financiero, Muñoz Henríquez y Gálvez-Gamboa (2022) encuentran, mediante un DCC-GARCH bivariado, un contagio significativo desde Estados Unidos hacia Chile, Perú, Colombia, México y Brasil durante la pandemia, con México y Brasil como los más vinculados. En Perú, Chambi Condori y Saravia Ticona (2023) identifican contagio financiero durante la crisis sanitaria mediante correlaciones dinámicas y modelos de vectores autorregresivos.

King y Wadhwani (1990) y Baig y Goldfajn (1999) lo estudiaron a través de correlaciones, y Rigobon (2002b) advirtió que los cambios en la volatilidad pueden distorsionar esa identificación. Uribe (2011) encuentra relación entre Colombia y Estados Unidos, aunque sin un aumento significativo durante episodios extremos.

Las economías latinoamericanas están expuestas a los ciclos financieros globales, en parte por su dependencia del comercio de materias primas (Ocampo, 2009).

Para Ecuador, la evidencia disponible es más limitada. Morocho Tenelema (2023) halla un efecto leve con Estados Unidos en el corto plazo, sin significancia en el largo plazo, y los estudios sobre su relación con otros mercados latinoamericanos en caídas fuertes siguen siendo escasos. Para cubrir este vacío, el estudio adopta el criterio de Uribe (2011), que permite identificar la dependencia extrema conjunta, aunque no determinar si esta aumentó en crisis frente a la normalidad. Con base en esto se plantean las siguientes hipótesis:

H1. La volatilidad de los mercados bursátiles de Ecuador y de los principales mercados latinoamericanos presenta persistencia, con una respuesta asimétrica heterogénea entre activos y sectores, más frecuente en el sector financiero que en el industrial.

H2. La dependencia entre el mercado ecuatoriano y los mercados de Brasil, México, Chile, Argentina y Perú durante episodios de pérdidas extremas es baja o inexistente, patrón que podría estar asociado con características estructurales del mercado ecuatoriano, como la dolarización, su reducido tamaño y su baja liquidez.

H3. Existe contagio financiero entre algunos pares de Brasil, México, Chile, Argentina y Perú durante episodios de pérdidas extremas, patrón compatible con una mayor integración financiera y con la exposición común a factores externos.

Metodología

El análisis combina tres etapas: modelos GARCH para los 18 activos, DCC-GARCH para las correlaciones dinámicas y cópulas bivariadas para evaluar la dependencia extrema.

Datos, activos y construcción de retornos

El estudio utiliza retornos logarítmicos semanales de 18 activos bursátiles de Ecuador, Brasil, México, Chile, Argentina y Perú, con tres activos por país en los sectores financiero, consumo e industrial. Los datos de los cinco mercados extranjeros se obtuvieron de Yahoo Finance y los de Ecuador, de la Bolsa de Valores de Guayaquil. La selección se basó en la disponibilidad y continuidad de las series, considerando la menor liquidez del mercado ecuatoriano (Chiriboga, 2024). Los países seleccionados permiten comparar Ecuador con mercados relevantes de la región: Brasil y México por el tamaño de sus economías; Chile por el desarrollo de su mercado bursátil; Argentina por su historial de inestabilidad; y Perú por su importancia económica y comercial **(ver Anexo A0).**

Las empresas seleccionadas son activos de referencia de los sectores financiero, consumo e industrial de cada país; como se utiliza una empresa por país y sector, los resultados no describen todo el sector ni todo el mercado bursátil nacional. El período de estudio comprende del 4 de enero de 2019 al 23 de enero de 2026, con precios semanales de cierre. La mayoría de los activos tiene alrededor de 368 retornos, mientras que Banco de Guayaquil y Holcim Ecuador presentan menos observaciones por semanas sin cotización. En particular, Holcim Ecuador no registra precio en 125 de las 369 semanas (33,9 %) y, en las semanas con precio, su retorno es nulo en el 27,1 % de los casos; Banco de Guayaquil presenta 14 semanas sin precio y 13,2 % de retornos nulos, mientras que Corporación Favorita solo registra 2,4 % de retornos nulos. Para el DCC-GARCH y las cópulas, todas las series se midieron al cierre de la misma semana: en los mercados extranjeros se usó el precio de cierre ajustado del último día hábil de la semana y en Ecuador, el VWAP del último día negociado, sin rellenar las semanas sin negociación. Las series se alinearon por semana

dentro de cada sector, con 341 observaciones para el sector financiero, 368 para el sector consumo y 177 para el sector industrial.

Todas las series se expresaron en dólares estadounidenses: los precios de Argentina, Brasil, Chile, México y Perú, descargados de Yahoo Finance en moneda local, se convirtieron con el tipo de cambio semanal frente al dólar de la misma fuente; en SQM se usó su ADR, que cotiza en dólares, y las series ecuatorianas no requirieron conversión. Así, los retornos reflejan la perspectiva de un inversionista que diversifica desde Ecuador.

Modelos GARCH univariados

Los precios de los activos presentan períodos de mayor y menor volatilidad. En momentos de incertidumbre, las variaciones tienden a ser más amplias, mientras que en períodos estables se reducen. Este comportamiento, conocido como agrupamiento de volatilidad, requiere modelos que permitan que la varianza cambie en el tiempo (Tsay, 2010). Los retornos logarítmicos se calcularon a partir de la primera diferencia del logaritmo natural de los precios:

$$r_t = ln(P_t) - ln(P_{t-1}) \qquad (1)$$

donde r_t es el retorno logarítmico del activo en el período t; $P_t \; y \; P_{t-1}$ son los precios de cierre en t y en el período inmediatamente anterior, respectivamente. Con esta transformación obtenemos los retornos que utilizamos posteriormente en los modelos de volatilidad (Tsay, 2010).

Para seleccionar los modelos GARCH se analizaron la distribución de los retornos, la media y la varianza de cada serie. Se evaluaron las distribuciones t de Student, t de Student asimétrica y GED. La especificación de la media se definió mediante la autocorrelación y el BIC, mientras que la dinámica de la varianza se evaluó con las pruebas de Ljung-Box y ARCH-LM. Se estimaron modelos GARCH para los 18 activos y se seleccionó la especificación con menor BIC entre las que cumplieron los diagnósticos. También se evaluaron cambios estructurales mediante

la prueba de Bai y Perron (1998), incorporando variables dummy cuando se identificaron quiebres significativos (Chung et al., 2025).

Modelo sGARCH

Engle (1982) propuso el modelo ARCH para representar los cambios de la volatilidad en el tiempo, y Bollerslev (1986) lo amplió con el modelo GARCH, que incorpora los errores pasados al cuadrado y la varianza de períodos anteriores. El modelo GARCH (m,s) se expresa como:

$$\varepsilon_t = \sigma_t z_t \qquad z_t \sim i.i.d.(0,1) \qquad (2)$$

$$\sigma^2{}_t = \omega + \sum_{i=1}^{m} \alpha_i \varepsilon^2{}_{t-i} + \sum_{j=1}^{s} \beta_j \sigma^2{}_{t-j} \quad (3)$$

donde σ_t es la desviación estándar condicional y z_t es la innovación estandarizada. Los parámetros m y s denotan el número de rezagos incluidos en el modelo. $\sigma^2{}_t$ es la varianza condicional en t. ω fija el piso de volatilidad de largo plazo. α_i mide el efecto de los choques pasados sobre la volatilidad, $\varepsilon^2{}_{t-i}$ y β_j mide la persistencia de cada varianza pasada $\sigma^2{}_{t-j}$ (Bollerslev, 1986).

Para garantizar la estabilidad del modelo, los parámetros de varianza deben ser no negativos y su suma debe ser menor que uno (Bollerslev, 1986). En el sGARCH, los choques positivos y negativos de igual magnitud tienen el mismo efecto sobre la varianza. El IGARCH constituye un caso particular del modelo GARCH en el que la persistencia de la volatilidad es igual a uno. Engle y Bollerslev (1986) incorporan esta restricción directamente en la ecuación de varianza. La especificación se expresa como:

$$\sigma^2{}_t = \omega + \sum_{i=1}^{m} \alpha_i \varepsilon^2{}_{t-i} + \sum_{j=1}^{s} \beta_j \sigma^2{}_{t-j}, \ \ sujeta\ a \sum_{i=1}^{m} \alpha_i + \sum_{j=1}^{s} \beta_j = 1 \qquad (4)$$

Modelo GJR-GARCH

El modelo GJR-GARCH incorpora un término adicional para diferenciar el efecto de los choques positivos y negativos sobre la varianza. Glosten et al. (1993) y Engle y Ng (1993) introducen este término para capturar el efecto leverage, según el cual las noticias negativas pueden generar un mayor aumento de la volatilidad que las noticias positivas de igual magnitud. El modelo GJR-GARCH (m,s) se expresa como:

$$\sigma^2{}_{\mathrm{t}} = \omega + \sum_{i=1}^{m}(\alpha_{\mathrm{i}} + \gamma_{\mathrm{i}} I_{t-i})\varepsilon^2{}_{\mathrm{t-i}} + \sum_{j=1}^{s}\beta_{\mathrm{j}}\sigma^2{}_{\mathrm{t-j}} \qquad (5)$$

donde I_{t-i} es una variable indicadora que toma el valor de 1 cuando el choque anterior es negativo y 0 cuando es positivo. Con eso, el término γ_{i} recoge el efecto adicional de un choque negativo sobre la varianza: cuando el choque es positivo, el efecto corresponde a α_{i}, mientras que cuando es negativo, el efecto es $\alpha_{\mathrm{i}} + \gamma_{\mathrm{i}}$. La condición de estacionariedad incorpora este efecto adicional y se expresa como: $\sum_{i=1}^{m}(\alpha_{\mathrm{i}} + \frac{\gamma_{\mathrm{i}}}{2}) + \sum_{j=1}^{s}\beta_{\mathrm{j}} < 1$ (Glosten et al., 1993; López Villa y Sosa Castro, 2021).

Modelo eGARCH

El modelo eGARCH trabaja con el logaritmo de la varianza condicional, lo que permite estimar sus parámetros sin imponer restricciones de signo (Nelson, 1991). La especificación eGARCH(m, s) se expresa como:

$$ln(\sigma^2{}_{\mathrm{t}}) = \omega + \sum_{i=1}^{m}[\alpha_{\mathrm{i}} z_{\mathrm{t-i}} + \gamma_{\mathrm{i}}(|z_{\mathrm{t-i}}| - E|z_{\mathrm{t-i}}|)] + \sum_{j=1}^{s}\beta_{\mathrm{j}} ln(\sigma^2{}_{\mathrm{t-j}}) \qquad (6)$$

donde, según la parametrización del paquete rugarch (Ghalanos, 2022), α_{i} recoge el efecto del signo del choque y γ_{i} el efecto de su magnitud. Cuando α_{i} es distinto de cero, los choques positivos y negativos tienen efectos distintos sobre la volatilidad; un α_{i} negativo indica que las caídas

aumentan la volatilidad más que las subidas de igual tamaño. Por ello, la evidencia de asimetría en los modelos eGARCH se evalúa con α_i. El parámetro β_j recoge la persistencia de la volatilidad. La condición de estacionariedad se cumple cuando $|\beta_j| < 1$ (Francq y Zakoïan, 2010; Nelson, 1991).

Modelo APARCH

El modelo APARCH permite estimar la potencia con la que se modela la volatilidad, en lugar de fijarla previamente. Ding et al. (1993) incorporan este parámetro junto con un término que diferencia el efecto de choques positivos y negativos. La especificación APARCH (m, s) se expresa como:

$$\sigma_t^{\delta} = \omega + \sum_{i=1}^{m} \alpha_i (|\varepsilon_{t-i}| - \gamma_i \varepsilon_{t-i})^{\delta} + \sum_{j=1}^{s} \beta_j \sigma_{t-j}^{\delta} \quad (7)$$

donde δ representa la potencia estimada y γ_i recoge el efecto asimétrico de los choques. Cuando $\gamma_i > 0$, los choques negativos generan un mayor efecto sobre la volatilidad que los positivos de igual magnitud. Además, γ_i debe cumplir $-1 < \gamma_i < 1$ (Ding et al., 1993; Francq y Zakoïan, 2010).

Selección del modelo

Para cada activo se seleccionó el modelo con menor BIC entre las especificaciones que cumplieron los siguientes criterios: ausencia de autocorrelación en los residuos (Ljung-Box), ausencia de efectos ARCH restantes (ARCH-LM), ausencia de asimetría no capturada (Sign Bias) y, preferentemente, persistencia inferior a 0,98 (Ljung y Box, 1978; Schwarz, 1978; Tsay, 2010). La prueba Sign Bias no se aplicó a GJR-GARCH y APARCH, debido a que estos modelos incorporan la asimetría en la ecuación de varianza (Tsay, 2010). Se prefirieron especificaciones con persistencia inferior a 0,98; cuando todas las alternativas admisibles superaron este valor, se

conservó el modelo con mejor BIC y diagnósticos adecuados, y la elevada persistencia se reporta expresamente como una característica de la serie. La distribución se eligió con el mismo criterio entre la t de Student, la t de Student asimétrica y la GED, evaluadas en todos los modelos y países; la normal se excluyó de antemano por su menor capacidad para capturar colas pesadas y solo se utiliza como análisis de sensibilidad (Anexo D3). Cuando la diferencia de BIC total entre dos distribuciones fue menor a 2 puntos (equivalente a unos 0,005 en el BIC por observación que reporta rugarch), se consideraron equivalentes y se conservó la t de Student, siguiendo la escala de Kass y Raftery (1995), según la cual una diferencia menor a 2 no constituye evidencia relevante a favor de ninguno de los modelos.

La persistencia y la vida media se calcularon con las funciones persistence() y halflife() del paquete rugarch (Ghalanos, 2022), que aplican a cada familia la medida que corresponde a su parametrización. En sGARCH la persistencia es α + β; en GJR-GARCH, α + β + γκ, donde κ es la probabilidad de un choque negativo (κ = 0,5 con distribuciones simétricas) (Glosten et al., 1993); en eGARCH, β (Nelson, 1991), y en APARCH, β + ακ, con κ = E(|z| − γz)^δ (Ding et al., 1993). Así, cada medida resume la velocidad con la que la volatilidad vuelve a su nivel de largo plazo; como en eGARCH se refiere al logaritmo de la varianza y en APARCH a σ^δ, las comparaciones entre familias, expresadas en vida media, deben leerse como aproximadas. La vida media se calcula como:

$$H\,L = \frac{ln(0{,}5)}{ln(\rho)} \qquad (8)$$

donde ρ representa la persistencia estimada del modelo.

Modelo DCC-GARCH

Los modelos GARCH analizan la volatilidad de cada activo por separado, mientras que el DCC-GARCH permite estudiar cómo cambian las correlaciones entre mercados. Engle (2002)

propone estimarlo en dos etapas: primero se obtienen las volatilidades condicionales mediante modelos GARCH univariados y luego se estiman las correlaciones dinámicas a partir de los residuos estandarizados. La matriz de covarianzas condicionales se expresa como:

$$H_t = D_t R_t D_t \quad (9)$$

donde $H_t$representa la matriz de covarianzas condicionales, D_t es la matriz diagonal de las desviaciones estándar condicionales de los activos y R_t es la matriz de correlaciones condicionales dinámicas. La dinámica de Q_t se define como:

$$Q_t = (1 - \alpha - \beta)\bar{Q} + \alpha z_{t-1} z'_{t-1} + \beta Q_{t-1} \quad (10)$$

donde $\bar{Q}$ representa la correlación promedio de largo plazo, $z_{t-1} z'_{t-1}$ incorpora la información reciente sobre los movimientos conjuntos de los activos y Q_{t-1}recoge la persistencia de las correlaciones pasadas. Los parámetros $\alpha\ y\ \beta$ representan la respuesta de las correlaciones ante nuevos movimientos y su persistencia en el tiempo. A partir de Q_t obtenemos la matriz de correlaciones condicionales mediante:

$$R_t = \text{diag}\,(Q_t)^{-1/2} Q_t \text{diag}\,(Q_t)^{-1/2} \quad (11)$$

Para mantener una matriz de correlaciones válida y asegurar la estabilidad del modelo, Q_t y R_t deben ser definidas positivas y los parámetros deben cumplir $\alpha \geq 0, \beta \geq 0$ y $\alpha + \beta < 1$ (Engle, 2002).

Cópulas bivariadas y contagio financiero

El DCC-GARCH permite analizar la evolución de la relación entre mercados, pero no captura la dependencia en movimientos extremos. Para evaluar este comportamiento se utilizan cópulas bivariadas, que permiten modelar la dependencia entre dos activos, especialmente en las colas de la distribución (McNeil et al., 2005; Nelsen, 2006). De acuerdo con Uribe (2011), el contagio se evalúa a partir de la dependencia extrema en las colas de la distribución conjunta, sin

comparar períodos de crisis y normalidad. Para ello, se utilizan los residuos estandarizados del DCC-GARCH y se construye la distribución conjunta de cada par de activos.

Transformación de los residuos y estimación de las cópulas

Los residuos estandarizados del DCC-GARCH se transforman en valores entre 0 y 1 mediante la distribución acumulada empírica. Los residuos estandarizados se obtienen mediante:

$$z_{i,t} = \frac{\varepsilon_{i,t}}{\sigma_{i,t}} \quad (12)$$

donde $\varepsilon_{i,t}$ representa el residuo del activo i en el periodo t y $\sigma_{i,t}$ corresponde a la volatilidad condicional estimada. A partir de estos residuos, calculamos la distribución acumulada empírica:

$$\hat{F}_i(x) = \frac{1}{T+1}\sum_{t=1}^{T} 1(z_{i,t} \leq x). \quad (13)$$

Como diagnóstico descriptivo de los valores extremos se utiliza el enfoque de Excesos sobre el Umbral (POT) y la Distribución de Pareto Generalizada (GPD), siguiendo a McNeil et al. (2005), con los percentiles 5 % y 95 % como umbrales de las colas inferior y superior. A partir de las pseudobservaciones se estiman las cópulas Normal, t de Student, Clayton, Gumbel y Frank para cada par de activos, seleccionando la de menor BIC (Kojadinovic y Yan, 2010; ver Anexo A1, A5 y A6). Los coeficientes de dependencia en las colas se obtienen de la cópula paramétrica estimada sobre las pseudoobservaciones; estas se construyen con la distribución empírica, por lo que la GPD no interviene en la estimación de las cópulas ni de los coeficientes de dependencia y su bondad de ajuste se reporta solo como diagnóstico en las Tablas A5 y A6.

Dependencia en las colas y criterio de contagio financiero

En este estudio, el contagio financiero se entiende como la presencia de dependencia estadísticamente significativa en la cola inferior de la distribución conjunta de dos mercados; es decir, una probabilidad positiva de que un mercado registre una pérdida extrema cuando el otro también la presenta (Uribe, 2011). Cuando el coeficiente λ_L supera el umbral establecido, pero la

evidencia estadística no permite descartar valores inferiores a él, se emplea el término dependencia extrema no concluyente y no se habla de contagio.

Para contrastar las hipótesis H2 y H3 se utiliza el coeficiente de dependencia en la cola inferior (λ_L), siguiendo el criterio de dependencia asintótica propuesto por Uribe (2011):

$$\lambda_L = \lim_{u \to 0^+} P(V \leq u | U \leq u) \quad (14)$$

donde U y V representan las variables uniformes correspondientes al mercado base y al mercado j, respectivamente. Este coeficiente mide la probabilidad de que el mercado j registre una pérdida extrema cuando el mercado base también presenta una pérdida extrema. Un valor de λ_L cercano a cero indica ausencia de dependencia en la cola inferior mientras que un valor positivo y mayor indica la presencia de dependencia durante movimientos negativos extremos (McNeil et al., 2005; Uribe, 2011).

De manera complementaria, se calcula el coeficiente de dependencia en la cola superior (λ_U), que permite identificar movimientos positivos extremos conjuntos, pero no interviene en la clasificación del contagio:

$$\lambda_U = \lim_{u \to 1^-} P(V > u | U > u) \quad (15)$$

La selección de la cópula incluyó la cópula de independencia como referencia (BIC = 0); una familia paramétrica solo se considera adecuada cuando su BIC es negativo. Si ninguna cumple esta condición, el par se clasifica como independiente y $\lambda_L = \lambda_U = 0$.

La significancia se evaluó con la prueba de razón de verosimilitud frente a la independencia, $LR = 2\ell(\hat{\theta})$, que sigue una χ^2 con tantos grados de libertad como parámetros tiene la cópula, y con la prueba de independencia basada en el τ de Kendall (Genest y Favre, 2007). La prueba de Kendall se reporta como diagnóstico complementario y no forma parte de la regla de

clasificación. La incertidumbre de λ_L se midió con intervalos de confianza al 95 % por bootstrap no paramétrico, con 500 remuestreos de las pseudoobservaciones (Efron y Tibshirani, 1993).

El umbral de 0,01 para λ_L es un criterio operativo conservador: por debajo de él, la probabilidad de que un mercado registre una pérdida extrema dado que el otro la registra es inferior al 1 % y, con muestras de 177 a 368 semanas, no se distingue de cero. Como no proviene de una regla teórica, se evaluó la sensibilidad con umbrales de 0,05 y 0,10.

Existe contagio financiero cuando la cópula seleccionada tiene dependencia en la cola inferior (t o Clayton), su BIC es negativo, la prueba LR es significativa al 5 % y el límite inferior del IC 95 % de λ_L supera 0,01. Si λ_L supera 0,01 y la dependencia es significativa, pero el intervalo incluye valores iguales o menores al umbral, se habla de dependencia extrema no concluyente; en los demás casos, el par no presenta dependencia extrema.

Con el umbral del 5 %, cada cola tiene entre 9 y 19 observaciones; en el sector industrial (177 semanas) hay menos de diez excesos por cola, por lo que no se ajustó la GPD descriptiva. Para evaluar si los resultados de Ecuador dependen de la baja negociación de sus acciones, el análisis se repitió excluyendo las semanas sin variación de precio y con retornos mensuales.

Resultados

Análisis descriptivo

Las Tablas A2 a A4 (Anexos) presentan los estadísticos descriptivos de los retornos logarítmicos semanales de los 18 activos. Las medias fueron cercanas a cero en los tres sectores. Grupo México registró el mayor retorno promedio (0,0044), mientras Holcim Ecuador presentó el menor (–0,0022). Los activos ecuatorianos mostraron, en general, menor volatilidad no condicional que sus pares regionales. Banco Guayaquil (0,0305) y Favorita (0,0227) presentaron los valores más bajos de sus sectores, mientras Holcim (0,0592) mostró un nivel intermedio.

Quince de las 18 series presentaron asimetría negativa y casi todas registraron curtosis superior a 3. La prueba de Jarque-Bera rechazó la normalidad en 17 activos, excepto Grupo México. La prueba ADF confirmó la estacionariedad de todas las series.

Análisis de volatilidad univariado

El análisis de la volatilidad considera su persistencia, agrupamiento y posible asimetría ante choques positivos y negativos. La Tabla 1 presenta los modelos seleccionados para cada activo. Predominaron sGARCH y eGARCH, aunque también se seleccionaron GJR-GARCH y APARCH, lo que permite modelar respuestas asimétricas en algunos activos. En la mayoría de los casos, la ecuación de media incluyó solo una constante, mientras que algunos activos requirieron términos AR o ARMA. Como se estableció en la metodología, la distribución normal no se incluyó entre las candidatas. Predominó la t de Student (13 activos), seguida de la t de Student asimétrica (3); la GED fue evaluada en todos los países y resultó seleccionada en SQM y Liverpool. Estas distribuciones son consistentes con la presencia de movimientos extremos. VALE3, Banco de Chile, Falabella, MOLI y Alicorp incorporaron variables de quiebre estructural. En general, la selección de modelos evidencia diferencias en la dinámica de la volatilidad entre activos, mercados y sectores.

Tabla 1

Especificaciones univariadas seleccionadas por empresa y mercado

País	Empresa	Sector	Modelo de varianza	Media	Distribución	Dummy estructural
Ecuador	Banco de Guayaquil	Financiero	eGARCH(1,1)	ARMA (1,1)	std	No
Ecuador	Corporación Favorita	Consumo	eGARCH(1,2)	ARMA (1,1)	sstd	No
Ecuador	Holcim Ecuador	Industrial	sGARCH (1,1)	ARMA (1,1)	std	No
Brasil	Banco do Brasil (BBAS3)	Financiero	APARCH(1,2)	Constante	sstd	No
Brasil	Ambev (ABEV3)	Consumo	sGARCH (1,2)	Constante	std	No
Brasil	Vale (VALE3)	Industrial	eGARCH(1,1)	ARMA (1,1)	std	Sí (dic-2022)
México	Banorte	Financiero	GJR-GARCH(1,1)	Constante	std	No
México	Liverpool	Consumo	eGARCH(1,1)	AR (2)	ged	No

País	Empresa	Sector	Modelo de varianza	Media	Distribución	Dummy estructural
México	Grupo México (GMEXICOB)	Industrial	sGARCH (1,1)	Constante	std	No
Chile	Banco de Chile	Financiero	GJR-GARCH(1,1)	ARMA (1,1)	std	Sí (feb-2020)
Chile	Falabella	Consumo	GJR-GARCH(1,1)	Constante	std	Sí (feb-2020)
Chile	SQM	Industrial	sGARCH (1,1)	Constante	ged	No
Argentina	Grupo Fin. Galicia (GGAL)	Financiero	sGARCH (1,1)	Constante	std	No
Argentina	Molinos Río de la Plata (MOLI)	Consumo	sGARCH (1,1)	Constante	sstd	Sí (sep-2023)
Argentina	Aluar (ALUA)	Industrial	sGARCH (1,1)	Constante	std	No
Perú	BBVA Perú (BBVAC1)	Financiero	sGARCH (1,1)	Constante	std	No
Perú	Alicorp (ALICORC1)	Consumo	eGARCH(1,1)	Constante	std	Sí (abr-2021)
Perú	Ferreycorp (FERREYC1)	Industrial	sGARCH (1,1)	Constante	std	No

Fuente: Elaboración propia con datos de Yahoo Finance (2026) y la Bolsa de Valores de Guayaquil (2026). **Nota:** Las dummies corresponden a quiebres detectados mediante Bai-Perron e incorporadas solo cuando mejoraron el BIC sin deteriorar los diagnósticos. Std, sstd y ged corresponden a las distribuciones t de Student, t de Student asimétrica y error generalizado; std y sstd permiten colas pesadas, mientras que en la GED el comportamiento de las colas depende del parámetro de forma. Las pruebas y los diagnósticos de cada modelo se presentan en los Anexos A.1-A.6, B.1-B.6 y C.1-C.6, correspondientes a los sectores financiero, consumo e industrial.

Sector financiero

La Tabla 2 evidencia diferencias marcadas de persistencia en el sector financiero, desde una semana en Banco de Guayaquil hasta cerca de cincuenta y cinco en Banco do Brasil (0,988), la más alta de la muestra; le sigue Grupo Financiero Galicia, con unas trece semanas. La asimetría solo es significativa en Banorte (γ = 0,152) y Banco de Chile (γ = 0,238), donde las caídas aumentan más la volatilidad y los choques duran entre seis y ocho semanas; en Banco do Brasil (γ = 0,593) y Banco de Guayaquil (α = 0,001) no es significativa.

Banco de Chile es el único que incorpora un quiebre estructural (febrero de 2020) y presenta el comportamiento más cercano a una distribución normal. El mayor contraste se observa entre Grupo Financiero Galicia y BBVA Perú: el primero mantiene los choques cerca de trece semanas, mientras el segundo presenta una reacción inicial mayor que se disipa en tres semanas, evidenciando que una mayor reacción inicial no implica mayor persistencia. En la Figura 1 se observa cómo la volatilidad aumenta cuando los retornos registran movimientos más fuertes y disminuye en los períodos de calma. Este comportamiento se aprecia con mayor claridad en Grupo Financiero Galicia y BBVA Perú.

Tabla 2

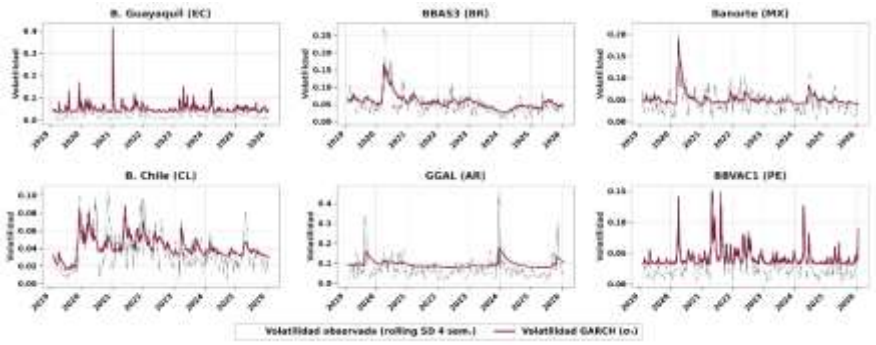
Coeficientes estimados por empresa: sector financiero

Coeficiente	Banco de Guayaquil (EC)	BBAS3 (BR)	Banorte (MX)	Banco de Chile (CL)	GGAL (AR)	BBVAC1 (PE)
Modelo	eGARCH(1,1) +ARMA (1,1) std	APARCH(1,2) sstd	GJR-GARCH(1,1) std	GJR-GARCH(1,1) +ARMA (1,1) + dummy std	sGARCH (1,1) std	sGARCH (1,1) std
μ	0,00236 **	-0,00094	0,00256	-0,00005	0,00481	0,00279 ·
	(0,00080)	(0,00322)	(0,00239)	(0,00164)	(0,00362)	(0,00152)
AR_1	-0,25563	-	-	-0,04534	-	-
	(0,17307)			(0,30261)		
MA_1	0,12335	-	-	-0,09669	-	-
	(0,17774)			(0,29689)		
ω (cte. varianza)	-3,06355 ***	0,00002	0,00027	0,00005	0,00049	0,00060 **
	(0,89658)	(0,00005)	(0,00020)	(0,00003)	(0,00055)	(0,00022)
α_1	0,00122	0,04055	0,00000	0,02799	0,03708	0,40144 *
	(0,18801)	(0,19127)	(0,05059)	(0,04561)	(0,03156)	(0,18086)
β_1	0,48826 ***	0,90193 **	0,81852 ***	0,76622 ***	0,90971 ***	0,37411 *
	(0,13000)	(0,32177)	(0,11018)	(0,06147)	(0,08118)	(0,15174)
β_2	-	0,00000	-	-	-	-
		(0,30059)				
γ_1	1,20881 ·	0,59275	0,15218 *	0,23768 **	-	-
	(0,63870)	(2,68213)	(0,07589)	(0,08816)		
δ (potencia APARCH)	-	2,44901 ***	-	-	-	-
		(0,26100)				
skew	-	0,96553 ***	-	-	-	-
		(0,07414)				
D^t (quiebre)	-	-	-	0,00015 *	-	-
				(0,00007)		
ν	2,19414 ***	8,31113 ·	6,49340 **	99,96917	3,17571 ***	3,35981 ***
	(0,21953)	(4,89754)	(2,24023)	(197,37339)	(0,52198)	(0,66447)
Persistencia	0,488	0,988	0,895	0,913	0,947	0,776
Vida media (semanas)	1,0	55,1	6,2	7,6	12,7	2,7

Fuente: Elaboración propia con datos de Yahoo Finance (2026) y la Bolsa de Valores de Guayaquil (2026). **Nota: En los modelos eGARCH, α_1 mide el efecto del signo del choque (asimetría) y γ_1 el de su magnitud, según la parametrización de rugarch. La persistencia y la vida media se calculan con persistence() y halflife() de rugarch.** *** p < 0,001; ** p < 0,01; * p < 0,05; · p < 0,10.

Figura 1

Volatilidad observada y volatilidad condicional estimada, sector financiero



Fuente: Elaboración propia con datos de Yahoo Finance (2026) y la Bolsa de Valores de Guayaquil (2026). Nota: Cada curva de volatilidad condicional fue estimada a partir del modelo final seleccionado para cada activo, según lo reportado en la Tabla 2.

Sector consumo

La Tabla 3 muestra persistencias que van desde unas tres semanas en Liverpool y Corporación Favorita hasta cerca de treinta y una semanas en Ambev, un rango más estrecho que el del sector financiero. En los modelos eGARCH, Favorita ($\alpha = -0{,}175$) y Liverpool ($\alpha = -0{,}127$) no presentan asimetría significativa; Liverpool, estimado con distribución GED, tiene la persistencia más baja del sector (vida media de 2,9 semanas). Falabella muestra un mayor efecto de las caídas e incorpora un quiebre en febrero de 2020; Molinos Río de la Plata mantiene los choques cerca de diez semanas, y Alicorp presenta asimetría significativa ($\alpha = -0{,}270$), lo que indica que las caídas elevan la volatilidad más que las subidas, e incorpora un quiebre en abril de 2021. La Figura 2 muestra que la volatilidad aumenta cuando los retornos presentan movimientos más fuertes.

Tabla 3

Coeficientes estimados por empresa: sector consumo

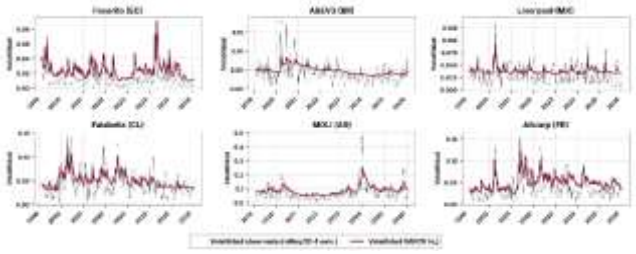
Coeficiente	Corporación Favorita (EC)	ABEV3 (BR)	Liverpool (MX)	Falabella (CL)	MOLI (AR)	Alicorp (PE)

Modelo	eGARCH(1,2) sstd+ARMA(1,1)	sGARCH (1,2) std	eGARCH(1,1) GED+AR (2)	GJR-GARCH(1,1) +dummy std	sGARCH (1,1) +dummy sstd	eGARCH(1,1) +dummy std
μ	-0,00014 (0,00086)	-0,00207 (0,00210)	0,00024***(0,00004)	-0,00093 (0,00244)	0,00118 (0,00361)	-0,00089 (0,00158)
AR_1	0,49529*** (0,07292)	-	-0,01138***(0,00140)	-	-	-
AR_2	-	-	0,05213***(0,00277)	-	-	-
MA_1	-0,33276*** (0,08289)	-	-	-	-	-
ω (cte. varianza)	-1,43930* (0,58855)	0,00004 (0,00004)	-1,39629(0,97187)	0,00013 (0,00008)	0,00036 (0,00024)	-0,91115 * (0,36033)
α_1	-0,17521 (0,17902)	0,04568 · (0,02463)	-0,12708 ·(0,07550)	0,00000 (0,03907)	0,11527 * (0,04602)	-0,26964 ** (0,08478)
β_1	0,66249*** (0,17701)	0,34187 ** (0,12873)	0,78890***(0,14672)	0,75491*** (0,06769)	0,81693 *** (0,07405)	0,86753 *** (0,05326)
β_2	0,13705 (0,18304)	0,59014 *** (0,12420)	-	-	-	-
γ_1	1,19981 (1,02373)	-	0,11873(0,10192)	0,32191** (0,09108)	-	0,16714 · (0,09669)
skew	1,03930*** (0,06122)	-	-	-	1,33621 *** (0,12279)	-
D^t (quiebre)	-	-	-	0,00014 (0,00009)	0,00090 (0,00061)	0,15009 * (0,06541)
ν	2,16585*** (0,28465)	5,48411 *** (1,34712)	0,74713***(0,06736)	27,10369 (37,07229)	4,15222 *** (0,82897)	3,03824 *** (0,51640)
Persistencia	0,800	0,978	0,789	0,916	0,932	0,868
Vida media (semanas)	3,1	30,7	2,9	7,9	9,9	4,9

Fuente: Elaboración propia con datos de Yahoo Finance (2026) y la Bolsa de Valores de Guayaquil (2026). **Nota: En los modelos eGARCH, α_1 mide el efecto del signo del choque (asimetría) y γ_1 el de su magnitud, según la parametrización de rugarch. La persistencia y la vida media se calculan con persistence() y halflife() de rugarch.** *** p < 0,001; ** p < 0,01; * p < 0,05; · p < 0,10. La selección del modelo final consideró el menor criterio BIC y el cumplimiento de las pruebas de diagnóstico. En Liverpool (GED), la fila ν corresponde al parámetro de forma de la GED; un valor menor a 2 indica colas más pesadas que la normal.

Figura 2

Volatilidad observada y volatilidad condicional estimada, sector consumo



Fuente: Elaboración propia con datos de Yahoo Finance (2026) y la Bolsa de Valores de Guayaquil (2026).

Sector industrial

La Tabla 4 muestra diferencias importantes entre las empresas: VALE3 presenta la menor persistencia, con choques que desaparecen en menos de una semana, mientras Ferreycorp alcanza cerca de veintisiete semanas y Holcim Ecuador alrededor de dieciséis. Los modelos también difieren: financiero y consumo presentan más especificaciones asimétricas, mientras cinco de las seis empresas industriales utilizan sGARCH. Solo VALE3 incorpora eGARCH, con un quiebre en diciembre de 2022 y sin asimetría significativa ($\alpha = -0{,}102$); además, su baja persistencia se apoya en un β no significativo, por lo que debe leerse con cautela. Holcim Ecuador, por su parte, requiere términos ARMA (1,1). Grupo México presenta el comportamiento más estable del sector y sus retornos no rechazan la prueba de normalidad; además, su ν estimado (46,2) indica que la t de Student es prácticamente una normal. SQM utiliza GED, mientras Holcim Ecuador, Ferreycorp y Aluar presentan colas pesadas (ν entre 2,76 y 4,32). La Figura 3 muestra estas diferencias: en VALE3 la volatilidad condicional apenas reacciona a los picos de la volatilidad observada, lo que es coherente con su β no significativo, mientras que Ferreycorp y Holcim Ecuador mantienen la volatilidad elevada durante más tiempo.

Tabla 4

Coeficientes estimados por empresa: sector industrial

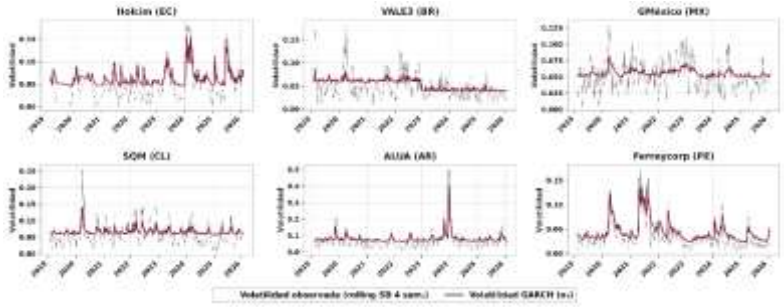
Coeficiente	Holcim Ecuador (EC)	VALE3 (BR)	GMEXICOB (MX)	SQM (CL)	ALUA (AR)	Ferreycorp (PE)
Modelo	sGARCH (1,1) + ARMA (1,1) std	eGARCH(1,1) + ARMA (1,1) +dummy std	sGARCH (1,1) std	sGARCH (1,1) GED	sGARCH (1,1) std	sGARCH (1,1) std
μ	-0,00163	0,00169	0,00516 ·	0,00130	-0,00213	0,00306 *
	(0,00123)	(0,00246)	(0,00284)	(0,00325)	(0,00356)	(0,00154)
AR_1	0,12022	-0,78234 ***	-	-	-	-
	(0,11945)	(0,08591)				
MA_1	-0,55105 ***	0,73729 ***	-	-	-	-
	(0,09279)	(0,09378)				
ω (cte. varianza)	0,00103	-3,74639	0,00032 (0,00027)	0,00146 *	0,00172	0,00011 ·
	(0,00083)	(5,51083)		(0,00073)	(0,00123)	(0,00006)
α_1	0,45978	-0,10220	0,05703 ·(0,03359)	0,12327 ·	0,17251	0,20045 *
	(0,37948)	(0,11797)		(0,06330)	(0,11961)	(0,08498)
β_1	0,49884 *	0,32435	0,84053 *** (0,10687)	0,55318 **	0,57287 *	0,77431 ***

	(0,20090)	**(0,99995)**		**(0,17941)**	**(0,25578)**	**(0,08200)**
γ_1	-	**0,06675**	-	-	-	-
		(0,23354)				
D^1 (quiebre)	-	**-0,55960**	-	-	-	-
		(0,90046)				
v	**2,75571 *****	**7,42321 ****	**46,17651 (88,65325)**	**1,34663 *****	**4,32338 *****	**4,05260 *****
	(0,73976)	**(2,71382)**		**(0,13731)**	**(0,89567)**	**(0,92491)**
Persistencia	0,959	0,324	0,898	0,676	0,745	0,975
Vida media (semanas)	16,4	0,6	6,4	1,8	2,4	27,1

Fuente: Elaboración propia con datos de Yahoo Finance (2026) y la Bolsa de Valores de Guayaquil (2026). **Nota: En los modelos eGARCH, α_1 mide el efecto del signo del choque (asimetría) y γ_1 el de su magnitud, según la parametrización de rugarch. La persistencia y la vida media se calculan con persistence() y halflife() de rugarch.** *** p < 0,001; ** p < 0,01; * p < 0,05; · p < 0,10. En SQM (GED), la fila v corresponde al parámetro de forma de la GED; un valor menor a 2 indica colas más pesadas que la normal.

Figura 3

Volatilidad observada y volatilidad condicional estimada, sector industrial



Fuente: Elaboración propia con datos de Yahoo Finance (2026) y la Bolsa de Valores de Guayaquil (2026).

La comparación entre los tres sectores muestra diferencias claras. Aunque financiero y consumo utilizan más modelos asimétricos, la asimetría solo es significativa en cuatro activos: Banorte y Banco de Chile en el sector financiero, y Falabella y Alicorp en consumo. En estos casos, las caídas de precios tienen mayor efecto sobre la volatilidad; en el sector industrial no se encontró asimetría significativa. El sector consumo presenta la mayor persistencia promedio, principalmente por Ambev, aunque el valor individual más alto corresponde a Banco do Brasil, y combina empresas con choques de corta y larga duración. El sector industrial presenta el mayor contraste entre empresas, desde choques que desaparecen rápidamente hasta otros que permanecen varios meses. En cuanto a los modelos, financiero y consumo utilizan con mayor frecuencia eGARCH, GJR-GARCH y APARCH, mientras en industrial predominan los sGARCH. La t de

Student es la distribución más utilizada, mientras la t asimétrica y la GED permiten representar otros comportamientos de los retornos. En Grupo México, Banco de Chile y Falabella, sin embargo, ν es tan alto que la t equivale en la práctica a una distribución normal.

Algunos resultados requieren cautela. No se atribuye efecto económico a los parámetros no significativos, como α en Holcim Ecuador o β en VALE3. Banco do Brasil supera el umbral de persistencia de 0,98, pero todas las especificaciones alternativas evaluadas también lo superan (entre 0,982 y 0,999), por lo que la alta persistencia es propia de la serie (Anexo D2). En Banco de Guayaquil y Corporación Favorita, ν se ubica entre 2,17 y 2,19, cerca del límite en que la varianza de la t deja de ser finita; en Banco de Guayaquil esto podría reflejar el 13,2 % de retornos nulos. En estos dos activos, la volatilidad condicional se ubica de forma sistemática alrededor del doble de la observada, coherente con valores de ν cercanos a 2, por lo que el nivel de la volatilidad estimada debe interpretarse con cautela, aunque su dinámica temporal sí acompaña a la observada. En la reestimación de sensibilidad, la GED también mejora el BIC de Banco de Guayaquil, pero no es admisible porque su persistencia alcanza 0,98, por lo que se conserva la t de Student y su persistencia se interpreta con cautela. En Liverpool, en cambio, la GED mejora el BIC total en 8,6 puntos, más que el umbral de 2, y cumple todos los diagnósticos, por lo que se adoptó como especificación final. En Banco de Chile ($\nu \approx 100$), Grupo México ($\nu \approx 46$) y Falabella ($\nu \approx 27$), la t equivale en la práctica a una normal; con distribución normal, que no forma parte de las candidatas, el BIC mejora levemente y la persistencia casi no cambia, por lo que las conclusiones no dependen de esta elección (Anexo D3).

Correlaciones condicionales DCC-GARCH

Los tres modelos DCC-GARCH (1,1) estimados con distribución t multivariada presentaron una convergencia adecuada. La Tabla 5 muestra los parámetros estimados para cada

sector. En todos los modelos se cumplió $\alpha + \beta < 1$, lo que confirma un comportamiento estable de las correlaciones condicionales.

Tabla 5

Parámetros DCC-GARCH estimados con distribución t multivariada (mvt)

Sector	α (p-valor)	β (p-valor)
Financiero	0,015150 (p = 0,019)	0,887593 (p < 0,001)
Consumo	0,000000 (p = 0,987)	0,892752 (p < 0,001)
Industrial	0,000000 (p = 1,000)	0,953375 (p < 0,001)

Fuente: Elaboración propia con datos de Yahoo Finance (2026) y la Bolsa de Valores de Guayaquil (2026). **Nota: El parámetro α mide la respuesta de las correlaciones ante nuevos choques, mientras que β representa la persistencia de dichas correlaciones en el tiempo; entre paréntesis se reporta el p-valor de cada parámetro. Estimación con las series alineadas al cierre de cada semana** (Ghalanos, 2019, 2022).

En consumo e industrial, α no es estadísticamente distinto de cero (p = 0,987 y p = 1,000; en ambos converge a cero), por lo que el modelo equivale en la práctica a uno de correlación condicional constante y β pierde su interpretación como persistencia (Engle, 2002). En financiero, α = 0,015 es significativo (p = 0,019) y β = 0,888, lo que indica que las correlaciones responden levemente a los nuevos choques y varían en el tiempo. La Figura D1 (Anexo D) muestra fluctuaciones más marcadas en financiero, sobre todo alrededor de marzo de 2020, y correlaciones constantes en consumo e industrial.

Los grados de libertad de la distribución t multivariada (5,18, 5,55 y 9,00 en financiero, consumo e industrial) confirman la presencia de colas pesadas, con mayor probabilidad de movimientos extremos en financiero. La correlación condicional media entre Ecuador y cada uno de los demás mercados osciló entre −0,085 (Argentina, industrial) y 0,097 (Brasil, industrial), y sus valores en el tiempo se mantuvieron entre −0,173 y 0,107. En las pruebas de correlación de Pearson sobre los residuos estandarizados (r entre −0,085 y 0,097; Anexo D4), ninguno de los

quince pares es significativo al 5 %. Por ello, los resultados no muestran interdependencia entre Ecuador y los mercados de la región, sino una relación prácticamente nula.

Dependencia extrema mediante cópulas

La Tabla 6 muestra que, en los quince pares entre Ecuador y la región, ninguna cópula mejora el ajuste frente a la independencia (BIC entre 2,113 y 5,816), ningún p-valor de las pruebas LR y de Kendall es inferior a 0,05 y las caídas extremas conjuntas (entre cero y tres semanas) son compatibles con lo esperado por azar. Por tanto, no hay evidencia de dependencia extrema ni de contagio financiero entre Ecuador y los mercados analizados.

Tabla 6

Dependencia en colas entre Ecuador y los mercados latinoamericanos

Sector	País	Mejor cópula paramétrica	BIC	p (LR)	p (Kendall)	Caídas conjuntas	Cópula seleccionada	λ_L	λ_U	Clasificación
Financiero	Argentina	Clayton	3,587	0,1341	0,3679	0	Independencia	0,0000	0,0000	Sin dependencia extrema
Financiero	México	Frank	5,815	0,8952	0,8365	0	Independencia	0,0000	0,0000	Sin dependencia extrema
Financiero	Perú	Gumbel	5,504	0,5670	0,6557	0	Independencia	0,0000	0,0000	Sin dependencia extrema
Financiero	Chile	Clayton	4,825	0,3156	0,5266	1	Independencia	0,0000	0,0000	Sin dependencia extrema
Financiero	Brasil	Normal	5,816	0,9012	0,9826	0	Independencia	0,0000	0,0000	Sin dependencia extrema
Consumo	Argentina	Frank	5,741	0,6830	0,6592	1	Independencia	0,0000	0,0000	Sin dependencia extrema
Consumo	México	Frank	4,476	0,2315	0,2245	0	Independencia	0,0000	0,0000	Sin dependencia extrema
Consumo	Perú	Gumbel	2,113	0,0514	0,0874	1	Independencia	0,0000	0,0000	Sin dependencia extrema
Consumo	Chile	Normal	5,311	0,4398	0,4307	0	Independencia	0,0000	0,0000	Sin dependencia extrema
Consumo	Brasil	Gumbel	5,444	0,4957	0,7802	3	Independencia	0,0000	0,0000	Sin dependencia extrema
Industrial	Argentina	Clayton	3,600	0,2092	0,4712	0	Independencia	0,0000	0,0000	Sin dependencia extrema
Industrial	México	Normal	4,987	0,6634	0,9071	0	Independencia	0,0000	0,0000	Sin dependencia extrema
Industrial	Perú	Normal	5,045	0,7169	0,9717	0	Independencia	0,0000	0,0000	Sin dependencia extrema
Industrial	Chile	Gumbel	4,846	0,5653	0,8273	0	Independencia	0,0000	0,0000	Sin dependencia extrema
Industrial	Brasil	Frank	2,702	0,1157	0,1116	0	Independencia	0,0000	0,0000	Sin dependencia extrema

Fuente: Elaboración propia con datos de Yahoo Finance (2026) y la Bolsa de Valores de Guayaquil (2026). **Nota:** La mejor cópula paramétrica es la familia de menor BIC. Cuando su BIC es positivo, la cópula de independencia (BIC = 0) ofrece un mejor ajuste y $\lambda_L = \lambda_U = 0$. p (LR): prueba de razón de verosimilitud frente a independencia; p (Kendall): prueba de independencia basada en τ de Kendall. Caídas conjuntas: semanas en que ambos mercados se ubicaron en el 5 % inferior de su distribución. Bajo independencia, el número esperado de caídas conjuntas es de 0,85 semanas en el sector financiero, 0,92 en consumo y 0,44 en industrial.

La ausencia de dependencia en la cola inferior puede estar relacionada con algunas características del mercado de valores ecuatoriano. La dolarización oficial podría limitar la transmisión de movimientos extremos al eliminar el tipo de cambio como mecanismo de ajuste

frente a choques externos (Edwards y Magendzo, 2006; Paredes, 2017). También influye la menor profundidad y liquidez del mercado bursátil ecuatoriano, señalada en varios reportes recientes (Bloomberg Línea, 2025; Muñoz, 2024; Superintendencia de Compañías, 2024). Esta condición puede reducir la sensibilidad del mercado local ante las turbulencias regionales, debido a la concentración de las operaciones en un número reducido de instrumentos y emisores (Cadena Silva et al., 2020; Chiriboga, 2024). Tampoco se encontró dependencia en la cola superior: aunque en cuatro pares la mejor familia paramétrica fue Gumbel, ninguna mejoró el ajuste frente a la independencia, por lo que no hay evidencia de movimientos conjuntos durante las ganancias extremas.

Contagio financiero entre los mercados latinoamericanos

Se realiza un análisis de contagio financiero entre los mercados de Brasil, México, Chile, Argentina y Perú, con el propósito de caracterizar las relaciones de dependencia en la cola inferior entre los países. Para ello, se seleccionó la mejor cópula según el criterio de BIC, con la independencia como referencia, y se estimó la dependencia en la cola inferior (λ_L) para cada par de mercados con su intervalo de confianza al 95 %. Los resultados se presentan en las tablas 7, 8 y 9, y el análisis de sensibilidad al umbral, en la Tabla D5 del Anexo D.

Tabla 7

Dependencia de cola inferior entre pares de países: sector financiero

Par de países	Cópula seleccionada	BIC	p (LR)	λ_L	IC 95 % de λ_L	λ_U	Clasificación
Argentina–México	Clayton	−2,679	0,0035	0,0249	[0,0000; 0,1542]	0,0000	Dep. extrema no concluyente
Argentina–Perú	Independencia	1,646	0,0408	0,0000	—	0,0000	Sin dependencia extrema
Argentina–Chile	Clayton	−7,598	0,0002	0,0903	[0,0027; 0,2275]	0,0000	Dep. extrema no concluyente
Argentina–Brasil	Gumbel	−20,589	<0,0001	0,0000	—	0,2210	Sin dependencia extrema
México–Perú	Clayton	−14,550	<0,0001	0,1078	[0,0139; 0,2683]	0,0000	Contagio
México–Chile	Gumbel	−32,896	<0,0001	0,0000	—	0,2646	Sin dependencia extrema
México–Brasil	Frank	−19,433	<0,0001	0,0000	—	0,0000	Sin dependencia extrema
Perú–Chile	Clayton	−4,224	0,0015	0,0377	[0,0002; 0,1570]	0,0000	Dep. extrema no concluyente
Perú–Brasil	Clayton	−5,866	0,0006	0,0772	[0,0047; 0,2307]	0,0000	Dep. extrema no concluyente

Par de países	Cópula seleccionada	BIC	p (LR)	λ_L	IC 95 % de λ_L	λ_U	Clasificación
Chile–Brasil	Frank	−45,655	<0,0001	0,0000	—	0,0000	Sin dependencia extrema

Fuente: Elaboración propia con datos de Yahoo Finance (2026) y la Bolsa de Valores de Guayaquil (2026). **Nota:** La cópula se seleccionó por el menor BIC entre las familias Normal, t, Clayton, Gumbel y Frank, con la independencia (BIC = 0) como referencia; cuando ninguna familia tiene BIC negativo se reporta independencia y se muestra el BIC de la mejor familia paramétrica. p (LR): prueba de razón de verosimilitud frente a independencia. IC 95 %: intervalo bootstrap percentil con 500 remuestreos. Contagio: cópula t o Clayton, BIC < 0, p (LR) < 0,05 y límite inferior del IC 95 % de λ_L mayor a 0,01. Dependencia extrema no concluyente: λ_L > 0,01 con dependencia significativa, pero el IC 95 % incluye valores iguales o menores a 0,01.

En el sector financiero, solo México-Perú cumple el criterio de contagio (λ_L = 0,1078; IC 95 %: [0,0139; 0,2683]). Argentina-México, Argentina-Chile, Perú-Chile y Perú-Brasil presentan dependencia significativa en la cola inferior, pero sus intervalos incluyen valores iguales o menores a 0,01, por lo que se clasifican como dependencia extrema no concluyente. México-Chile y Argentina-Brasil (cópula Gumbel) muestran dependencia solo en la cola superior (λ_U = 0,2646 y 0,2210), mientras que México-Brasil y Chile-Brasil presentan una dependencia fuerte pero simétrica (cópula Frank), sin dependencia en las colas. En Argentina-Perú la prueba LR es significativa, pero el BIC no mejora frente a la independencia.

Tabla 8

Dependencia de cola inferior entre pares de países: sector consumo

Par de países	Cópula seleccionada	BIC	p (LR)	λ_L	IC 95 % de λ_L	λ_U	Clasificación
Argentina–México	Independencia	4,687	0,2692	0,0000	—	0,0000	Sin dependencia extrema
Argentina–Perú	Independencia	5,453	0,4998	0,0000	—	0,0000	Sin dependencia extrema
Argentina–Chile	Independencia	0,402	0,0190	0,0000	—	0,0000	Sin dependencia extrema
Argentina–Brasil	Independencia	2,589	0,0685	0,0000	—	0,0000	Sin dependencia extrema
México–Perú	Frank	−0,157	0,0138	0,0000	—	0,0000	Sin dependencia extrema
México–Chile	Clayton	−20,926	<0,0001	0,1999	[0,0734; 0,3485]	0,0000	Contagio
México–Brasil	Normal	−18,429	<0,0001	0,0000	—	0,0000	Sin dependencia extrema
Perú–Chile	Gumbel	−2,601	0,0035	0,0000	—	0,1104	Sin dependencia extrema
Perú–Brasil	Normal	−11,391	<0,0001	0,0000	—	0,0000	Sin dependencia extrema
Chile–Brasil	Normal	−22,582	<0,0001	0,0000	—	0,0000	Sin dependencia extrema

Fuente: Elaboración propia con datos de Yahoo Finance (2026) y la Bolsa de Valores de Guayaquil (2026). **Nota:** Criterios de selección y clasificación iguales a los de la Tabla 7.

En el sector consumo, México-Chile es el único par con contagio (λL = 0,1999; IC 95 %: [0,0734; 0,3485]). Brasil presenta una dependencia significativa pero simétrica con México, Perú y Chile (cópula Normal), sin dependencia en las colas. Argentina no muestra dependencia con ningún mercado y Perú-Chile solo presenta dependencia en la cola superior (Gumbel, λ_U = 0,1104).

Tabla 9

Dependencia de cola inferior entre pares de países: sector industrial

Par de países	Cópula seleccionada	BIC	p (LR)	λ_L	IC 95 % de λ_L	λ_U	Clasificación
Argentina–México	Normal	−9,128	0,0002	0,0000	—	0,0000	Sin dependencia extrema
Argentina–Perú	Independencia	3,713	0,2264	0,0000	—	0,0000	Sin dependencia extrema
Argentina–Chile	t	−13,082	<0,0001	0,1994	[0,0556; 0,2892]	0,1994	Contagio
Argentina–Brasil	Clayton	−2,025	0,0073	0,0684	[0,0000; 0,2884]	0,0000	Dep. extrema no concluyente
México–Perú	Clayton	−10,993	<0,0001	0,1754	[0,0236; 0,3525]	0,0000	Contagio
México–Chile	Clayton	−53,772	<0,0001	0,5367	[0,3835; 0,6557]	0,0000	Contagio
México–Brasil	Frank	−48,527	<0,0001	0,0000	—	0,0000	Sin dependencia extrema
Perú–Chile	Clayton	−5,325	0,0012	0,1142	[0,0002; 0,3416]	0,0000	Dep. extrema no concluyente
Perú–Brasil	Clayton	−1,663	0,0089	0,0605	[0,0000; 0,2576]	0,0000	Dep. extrema no concluyente
Chile–Brasil	Clayton	−38,597	<0,0001	0,4681	[0,2911; 0,5899]	0,0000	Contagio

Fuente: Elaboración propia con datos de Yahoo Finance (2026) y la Bolsa de Valores de Guayaquil (2026). Nota: Criterios de selección y clasificación iguales a los de la Tabla 7.

El sector industrial concentra la mayor evidencia: cuatro pares cumplen el criterio de contagio, México-Chile (λ_L = 0,5367; IC 95 %: [0,3835; 0,6557]), Chile-Brasil (λ_L = 0,4681; [0,2911; 0,5899]), Argentina-Chile (λ_L = 0,1994; [0,0556; 0,2892]), que además presenta dependencia en la cola superior, y México-Perú (λ_L = 0,1754; [0,0236; 0,3525]). Argentina-Brasil, Perú-Chile y Perú-Brasil presentan dependencia extrema no concluyente, y México-Brasil muestra una dependencia fuerte pero simétrica (cópula Frank). Estos resultados deben leerse con cautela, porque la muestra conjunta del sector industrial es más corta (177 semanas).

La Tabla D5 (Anexo D) muestra que, en los pares con Ecuador, ninguna combinación supera el umbral bajo ningún criterio. Entre los demás mercados, los pares con dependencia extrema pasan de 13 con un umbral de 0,01 a 11 con 0,05 y a 7 con 0,10; con el criterio de contagio (umbral de 0,01, prueba LR e intervalo bootstrap), seis pares presentan contagio significativo: México-Perú (financiero e industrial), México-Chile (consumo e industrial), Argentina-Chile (industrial) y Chile-Brasil (industrial).

Para descartar que la ausencia de dependencia con Ecuador se deba a la baja negociación de sus acciones, se realizaron dos pruebas de robustez (Anexo D4). Al eliminar las semanas sin

negociación, los quince pares mantienen la independencia y ninguna correlación es significativa. Con retornos mensuales, doce de los quince pares conservan la independencia; Ecuador-México y Ecuador-Brasil en el sector industrial muestran una dependencia débil solo en la cola superior (Gumbel, con BIC apenas negativo), y Ecuador-Perú en consumo presenta dependencia en la cola inferior ($\lambda L = 0{,}199$; IC 95 %: [0,002; 0,488]), clasificada como dependencia extrema no concluyente y apoyada en un solo mes de caída conjunta. Por tanto, la ausencia de dependencia extrema no parece estar explicada únicamente por la baja frecuencia de negociación de los activos ecuatorianos.

Ecuador presenta un comportamiento distinto al resto de mercados. Mientras entre Brasil, México, Chile, Argentina y Perú se identifican seis pares con contagio y siete con dependencia extrema no concluyente, ninguno de los quince pares con Ecuador muestra dependencia en la cola inferior ni en la superior. Esta diferencia puede asociarse con el menor tamaño y liquidez del mercado ecuatoriano, su concentración en renta fija y la dolarización, condiciones que pueden limitar la transmisión de choques extremos.

Conclusiones

La volatilidad bursátil varió entre países, empresas y sectores, lo que responde a la primera pregunta de investigación. El sector consumo mostró la mayor persistencia promedio, aunque Banco do Brasil registró el valor individual más alto, mientras que el sector industrial presentó las mayores diferencias en la duración de los choques. La asimetría solo fue estadísticamente significativa en cuatro activos de los sectores financiero y de consumo (Banorte, Banco de Chile, Falabella y Alicorp) y no se observó en el industrial, mientras que las colas pesadas estuvieron presentes en la mayoría de los activos. Estos resultados respaldan H1 y muestran que la volatilidad no se comporta de la misma manera en todos los mercados. Respecto a la segunda pregunta de

investigación, no se encontró evidencia de contagio financiero entre Ecuador y Brasil, México, Chile, Argentina y Perú en ninguno de los sectores analizados. En los quince pares, la independencia ofreció el mejor ajuste y las pruebas de significancia no la rechazaron, lo que respalda H2 e indica que la relación de Ecuador con la región es consistente con independencia y no con interdependencia. La ausencia de dependencia en la cola inferior se mantiene sin las semanas sin negociación y, salvo una relación débil y no concluyente con Perú, con retornos mensuales.

En cuanto a la tercera pregunta, entre Brasil, México, Chile, Argentina y Perú se identificó dependencia extrema en trece de los treinta pares, aunque solo seis cumplen el criterio de contagio con significancia estadística: México-Perú en los sectores financiero e industrial, México-Chile en consumo e industrial, y Argentina-Chile y Chile-Brasil en el sector industrial. El caso más marcado fue México-Chile en el sector industrial. Estos resultados respaldan parcialmente H3, ya que el contagio no es generalizado, sino que se concentra en algunos pares y sectores, con México y Chile como los mercados más conectados durante las caídas extremas. Brasil, por su parte, muestra una dependencia significativa pero mayoritariamente simétrica con la región, más cercana a la interdependencia que al contagio. Además, contrastan con el comportamiento de Ecuador, donde no se identificó dependencia extrema en ninguna de las colas. Estos hallazgos tienen implicaciones para la gestión de riesgo y la política financiera en Ecuador. La ausencia de contagio financiero con los mercados de mayor tamaño de la región sugiere que los activos ecuatorianos podrían ofrecer beneficios de diversificación durante episodios de caídas extremas, aunque esta posibilidad debe tomarse con cautela, porque la baja liquidez de estos activos puede dificultar su negociación precisamente en esos episodios. Los reguladores pueden seguir la evolución de estos vínculos a medida que aumente la integración financiera del mercado ecuatoriano. Los resultados también

muestran la necesidad de analizar por separado la dependencia durante ganancias y pérdidas extremas, ya que ambos escenarios no presentan el mismo comportamiento.

Este estudio tiene algunas limitaciones que pueden orientar futuras investigaciones. La limitada profundidad del mercado ecuatoriano restringe la disponibilidad y continuidad de las series utilizadas, lo que dificulta ampliar la muestra a un mayor número de activos y limita la comparación directa con mercados de mayor liquidez. Además, el número de observaciones en las colas es reducido (entre 9 y 19 semanas por cola con el umbral del 5 %), lo que se refleja en intervalos de confianza amplios para λ_L; por ello, los pares con dependencia extrema no concluyente deberían revisarse con muestras más largas o con datos de mayor frecuencia. El criterio de dependencia asintótica de Uribe (2011) permite identificar la dependencia extrema durante todo el período, pero no permite determinar cómo cambia a lo largo del tiempo ni si aumenta durante episodios específicos de crisis. Futuras investigaciones podrían ampliar el período de estudio, incorporar modelos que permitan analizar la evolución de la dependencia y utilizar el enfoque de Forbes y Rigobon (2002), basado en el cambio de las correlaciones entre períodos de crisis y calma, como complemento al criterio de dependencia asintótica empleado en este estudio.

Referencias

Acosta-Burneo, A. (2026). Mercado de valores: sólida expansión en 2025. En PULSO BVQ, *Bolsa de Valores de Quito*. https://www.bolsadequito.com/index.php/blog-2/752-mercado-de-valores-solida-expansio-en-2025

Bai, J., & Perron, P. (1998). Estimating and testing linear models with multiple structural changes. *Econometrica*, *66*(1), 47–78. https://doi.org/10.2307/2998540

Baig, T., & Goldfajn, I. (1999). Financial market contagion in the Asian crisis. *IMF Staff Papers*, *46*(2), 167–195. https://doi.org/10.2307/3867666

Bernardi, B. (2005). El contagio financiero en países emergentes. *Pensamiento & Gestión*, *19*, 43–77. http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=64601903

Bloomberg Línea. (2025). *Mercado bursátil de Ecuador: rumbo a un récord histórico, pero rezagado frente a la región*. https://www.bloomberglinea.com/latinoamerica/ecuador/mercado-bursatil-de-ecuador-rumbo-a-un-record-historico-pero-rezagado-frente-a-la-region/

Bollerslev, T. (1986). Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity. *Journal of Econometrics*, *31*(3), 307–327. https://doi.org/10.1016/0304-4076(86)90063-1

Bolsa de Valores de Guayaquil. (2026). *Estadísticas de mercado*. https://www.bolsadevaloresguayaquil.com/estadisticas/index.asp

Cadena Silva, J. P., Pinargote Pinargote, H. M., & Solórzano Aveiga, K. L. (2020). Contribución del mercado bursátil al crecimiento y modernización de la economía ecuatoriana. *Revista Venezolana de Gerencia*, *25*(89), 37–54. https://www.redalyc.org/journal/290/29062641004/html/

Chambi Condori, P. P., & Chambi Vásquez, M. (2024). Respuesta del mercado bursátil peruano a efectos del contagio financiero durante la pandemia COVID-19. *Semestre Económico*, *27*(62). https://doi.org/10.22395/seec.v27n62a4470

Chambi Condori, P. P., & Saravia Ticona, T. R. (2023). Mercado de valores, contagio financiero y efecto Covid-19 en Perú. *Revista Venezolana de Gerencia*, *28*(103). https://doi.org/10.52080/rvgluz.28.103.4

Chiriboga, L. A. (2024). Historia del mercado de valores en el Ecuador, retos y perspectivas. En Ecuabursatil. https://ecuabursatil.com/wp-content/uploads/Historia-del-Mercado-de-Valores-en-el-Ecuador.pdf

Chocholatá, M. (2022). Regímenes de volatilidad de rentabilidades de acciones seleccionadas de Europa Central: Un enfoque GARCH con conmutación de Markov. *Journal of Business Economics and Management*, *23*(4), 876–894. https://doi.org/10.3846/jbem.2022.16648

Chung, V., Espinoza, J., & Quispe, R. (2025). Forecasting financial volatility under structural breaks: A comparative study of GARCH models and deep learning techniques. *Journal of Risk and Financial Management*, *18*(9), 494. https://doi.org/10.3390/jrfm18090494

Covri, R. D. (2017). Evidencia de volatilidad agrupada en el mercado accionario ecuatoriano: Aplicación de un modelo IGARCH para el índice Ecuindex. *Revista Economía y Política*, *1*(25), 78–90. https://doi.org/10.25097/rep.n25.2017.05

Csontó, B. (2014). Emerging market sovereign bond spreads and shifts in global market sentiment. *Emerging Markets Review*, *20*(1), 58–74. https://doi.org/10.1016/j.ememar.2014.05.003

Ding, Z., Granger, C. W. J., & Engle, R. F. (1993). A long memory property of stock market returns and a new model. *Journal of Empirical Finance*, *1*(1), 83–106. https://doi.org/10.1016/0927-5398(93)90006-D

Edwards, S., & Magendzo, I. (2006). Strict dollarization and economic performance: An empirical investigation. *Journal of Money, Credit and Banking*, *38*(1), 269–282. https://doi.org/10.1353/mcb.2006.0023

Efron, B., & Tibshirani, R. J. (1993). *An introduction to the bootstrap*. Chapman & Hall/CRC. https://doi.org/10.1201/9780429246593

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

Engle, R. F. (2002). Dynamic conditional correlation: A simple class of multivariate generalized autoregressive conditional heteroskedasticity models. *Journal of Business & Economic Statistics*, *20*(3), 339–350. https://doi.org/10.1198/073500102288618487

Engle, R. F., & Bollerslev, T. (1986). Modelling the persistence of conditional variances. *Econometric Reviews*, *5*(1), 1–50. https://doi.org/10.1080/07474938608800095

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

Forbes, K., & Rigobon, R. (2002). No contagion, only interdependence: Measuring stock market comovements. *The Journal of Finance*, *57*(5), 2223–2261. https://doi.org/10.1111/0022-1082.00494

Francq, C., & Zakoïan, J.-M. (2010). *GARCH models: Structure, statistical inference and financial applications*. Wiley. https://doi.org/10.1002/9780470670057

Genest, C., & Favre, A.-C. (2007). Everything you always wanted to know about copula modeling but were afraid to ask. *Journal of Hydrologic Engineering*, *12*(4), 347–368. https://doi.org/10.1061/(ASCE)1084-0699(2007)12:4(347)

Ghalanos, A. (2019). *rmgarch: Multivariate GARCH models. R package version 1.3-9*. https://cran.r-project.org/web/packages/rmgarch/rmgarch.pdf

Ghalanos, A. (2022). *rugarch: Univariate GARCH Models. R package version 1.4-9*. https://cran.r-project.org/web/packages/rugarch/rugarch.pdf

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

Kass, R. E., & Raftery, A. E. (1995). Bayes factors. Journal of the American Statistical Association, 90(430), 773–795. https://doi.org/10.1080/01621459.1995.10476572

Kindleberger, C. P., & Aliber, R. Z. (2005). *Manias, panics, and crashes: A history of financial crises*. Palgrave Macmillan.

King, M., & Wadhwani, S. (1990). Transmission of volatility between stock markets. *Review of Financial Studies*, *3*(1), 5–33. https://doi.org/10.1093/rfs/3.1.5

Kojadinovic, I., & Yan, J. (2010). Modeling multivariate distributions with continuous margins using the copula R package. *Journal of Statistical Software*, *34*(9), 1–20. https://doi.org/10.18637/jss.v034.i09

Ljung, G. M., & Box, G. E. P. (1978). On a measure of lack of fit in time series models. *Biometrika*, *65*(2), 297–303. https://doi.org/10.1093/biomet/65.2.297

López Villa, J., & Sosa Castro, M. (2021). Contagio en la volatilidad entre los mercados de capital y de divisas en México y Brasil (2000–2020). *Revista Mexicana de Economía y Finanzas, Nueva Época*, *16*, 1–28. https://doi.org/10.21919/remef.v16i0.701

McNeil, A. J., Frey, R., & Embrechts, P. (2005). *Quantitative Risk Management: Concepts, Techniques and Tools*. Princeton University Press.

Morocho Tenelema, L. M. (2023). *Contagio financiero entre Ecuador y Estados Unidos*. http://dspace.unach.edu.ec/bitstream/51000/11057/1/Morocho%20Tenelema,%20L.%20(2023)%20Contagio%20Financiero%20entre%20Ecuador%20y%20Estados%20Unidos.pdf

Muñoz, D. (2024). Informe técnico sobre el mercado de valores ecuatoriano 2019–2024. En Intervalores - *Boletín Económico*. https://intervalores.com.ec/wp-content/uploads/2025/01/MVE-2023-1.pdf

Muñoz Henríquez, E. M., & Gálvez-Gamboa, F. A. (2022). Efecto contagio del mercado estadounidense a los mercados financieros latinoamericanos durante la pandemia de COVID-19. *Cuadernos de Economía*, *40*(85), 1091–1111. https://doi.org/10.15446/cuad.econ.v40n85.93352

Nelsen, R. B. (2006). *An introduction to copulas*. Springer.

Nelson, D. B. (1991). Conditional heteroskedasticity in asset returns: A new approach. *Econometrica*, *59*(2), 347–370. https://doi.org/10.2307/2938260

Ocampo, J. A. (2009). Impactos de la crisis financiera mundial sobre América Latina. *Revista CEPAL*, *97*, 9–32. https://repositorio.cepal.org/server/api/core/bitstreams/cd3745a7-88a7-42aa-9edf-3a5728601f87/content

Paredes, G. J. (2017). Ecuador: ¿por qué salir de la dolarización? *Revista de La CEPAL*, *121*, 149–168. https://www.cepal.org/es/publicaciones/41152-ecuador-que-salir-la-dolarizacion

Pasquali, M. (2020). El coronavirus hunde a las bolsas de América Latina. *La Prensa Regional*. https://prensaregional.pe/el-coronavirus-hunde-a-las-bolsas-de-america-latina/

Pečiulis, T., & Vasiliauskaitė, A. (2025). During extreme market conditions: A comparative study of advanced GARCH specifications. *Intellectual Economics*, *19*(1), 62–91. https://doi.org/10.13165/IE-25-19-1-03

Rigobon, R. (2002a). Contagion: how to measure it? In *Preventing currency crises in emerging markets* (pp. 269–334). University of Chicago Press. https://doi.org/10.3386/w8118

Rigobon, R. (2002b). *International financial contagion: theory and evidence in evolution*. Research Foundation of AIMR.

Rodríguez Benavides, D., & Perrotini Hernández, I. (2019). Las correlaciones dinámicas de contagio financiero: Estados Unidos y América Latina. *Revista Mexicana de Economía y Finanzas*, *14*(2), 151–168. https://doi.org/10.21919/remef.v14i2.316

Schwarz, G. (1978). Estimating the dimension of a model. *Annals of Statistics*, *6*(2), 461–464. https://doi.org/10.1214/aos/1176344136

Superintendencia de Compañías, Valores y Seguros. (2024). *Estadísticas del mercado de valores ecuatoriano 2023–2024*. https://www.supercias.gob.ec/portalscvs/index.htm

Tsay, R. S. (2010). *Analysis of financial time series*. Wiley.

Uribe, J. (2011). Contagio financiero: una metodología para su evaluación mediante coeficientes de dependencia asintótica. *Lecturas de Economía*, *75*, 29–57. http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=155222750002

Yahoo Finance. (2026). *Cotizaciones históricas de acciones*. https://es.finance.yahoo.com/

Anexos

Tabla A0

Empresas incluidas en el estudio, por país y sector

Empresa	País	Sector
Banco de Guayaquil	Ecuador	Financiero
Corporación Favorita	Ecuador	Consumo
Holcim Ecuador	Ecuador	Industrial
Banco do Brasil (BBAS3)	Brasil	Financiero
Ambev (ABEV3)	Brasil	Consumo
Vale (VALE3)	Brasil	Industrial
Banorte	México	Financiero
Liverpool	México	Consumo
Grupo México (GMEXICOB)	México	Industrial
Banco de Chile	Chile	Financiero
Falabella	Chile	Consumo
SQM	Chile	Industrial
Grupo Financiero Galicia (GGAL)	Argentina	Financiero
Molinos Río de la Plata (MOLI)	Argentina	Consumo
Aluar (ALUA)	Argentina	Industrial
BBVA Perú (BBVAC1)	Perú	Financiero
Alicorp (ALICORC1)	Perú	Consumo
Ferreycorp (FERREYC1)	Perú	Industrial

Fuente: Elaboración propia con datos de Yahoo Finance (2026) para los activos de Brasil, México, Chile, Argentina y Perú, y de la Bolsa de Valores de Guayaquil (2026) para los activos de Ecuador.

Tabla A1

Familias de cópulas evaluadas y sus propiedades de dependencia asintótica

Cópula	λ_l	λ_u	Tipo de dependencia	Relevancia para detección de contagio
Normal	0	0	Simétrica, sin colas	Sirve como referencia: si gana, no hay dependencia extrema
t de Student	> 0	> 0	Simétrica, colas pesadas	Dependencia en ambas colas; se considera contagio solo si es estadísticamente significativa
Clayton	> 0	0	Asimétrica, cola inferior	Dependencia en caídas extremas conjuntas; se considera contagio solo si es estadísticamente significativa
Gumbel	0	> 0	Asimétrica, cola superior	Detecta co-movimientos en períodos de auge

Frank	0	0	Simétrica, sin colas	Captura dependencia central sin énfasis en extremos
Independencia	0	0	Sin dependencia	Referencia (BIC = 0): si ninguna familia tiene BIC negativo, el par se clasifica como independiente

Fuente: McNeil, Frey y Embrechts (2005); Nelsen (2006). Nota: La selección de la cópula incluye la independencia como referencia; la significancia se evalúa con la prueba de razón de verosimilitud, la prueba de Kendall y el intervalo de confianza bootstrap de λ_L.

Estadísticos descriptivos de las series de retornos

Las Tablas A2 a A4 resumen el comportamiento estadístico de los retornos logarítmicos semanales de cada activo, agrupados por sector.

Tabla A2

Estadísticos descriptivos de los retornos – Sector financiero

Estadístico	B. Guayaquil (EC)	BBAS3 (BR)	Banorte (MX)	B. Chile (CL)	GGAL (AR)	BBVAC1 (PE)
Obs.	354	368	368	368	368	368
Media	0,0021	-0,0012	0,0021	0,0011	0,0017	-0,0005
Mediana	0,0000	-0,0010	0,0049	-0,0001	0,0040	0,0012
Desv. est.	0,0305	0,0614	0,0545	0,0426	0,0990	0,0416
Mínimo	-0,1278	-0,3565	-0,4076	-0,1178	-0,7728	-0,2282
Máximo	0,1508	0,2419	0,1574	0,1503	0,5195	0,1334
Asimetría	-0,0632	-0,5683	-1,2099	0,1713	-1,9727	-1,4787
Curtosis	8,1231	8,2869	11,7468	3,5896	20,4012	10,0765
Jarque-Bera	387,37	448,39	1262,88	7,13	4881,62	901,95
(p-valor)	(0,000)	(0,000)	(0,000)	(0,028)	(0,000)	(0,000)
ADF	-6,2312	-6,0762	-7,1668	-7,6172	-7,3223	-7,1599
(p-valor)	(<0,01)	(<0,01)	(<0,01)	(<0,01)	(<0,01)	(<0,01)

Fuente: Elaboración propia. **Nota:** Estadísticos sobre retornos logarítmicos semanales. Referencia de normalidad: asimetría = 0, curtosis = 3. Jarque-Bera: H0 = normalidad; ADF: H0 = raíz unitaria (p-valor truncado en 0,01). Obs. = número de observaciones.

Tabla A3

Estadísticos descriptivos de los retornos – Sector consumo

Estadístico	Favorita (EC)	ABEV3 (BR)	Liverpool (MX)	Falabella (CL)	MOLI (AR)	Alicorp (PE)
Obs.	368	368	368	368	368	368
Media	-0,0006	-0,0013	-0,0003	0,0000	0,0020	0,0004
Mediana	-0,0007	-0,0018	0,0011	-0,0009	-0,0026	0,0002
Desv. est.	0,0227	0,0502	0,0390	0,0544	0,0902	0,0456
Mínimo	-0,1579	-0,3409	-0,2827	-0,3358	-0,6738	-0,1897
Máximo	0,2195	0,2544	0,1288	0,1890	0,4235	0,1791
Asimetría	1,6047	-0,3407	-1,2966	-0,4704	-0,2709	-0,2482
Curtosis	37,4413	10,3017	12,1289	7,1169	13,5475	6,4812
Jarque-Bera	18346,39	824,61	1380,95	273,46	1710,34	189,60
(p-valor)	(0,000)	(0,000)	(0,000)	(0,000)	(0,000)	(0,000)
ADF	-8,8929	-6,2647	-5,9888	-7,2873	-7,2825	-7,8146
(p-valor)	(<0,01)	(<0,01)	(<0,01)	(<0,01)	(<0,01)	(<0,01)

Fuente: Elaboración propia. **Nota:** Estadísticos sobre retornos logarítmicos semanales. Referencia de normalidad: asimetría = 0, curtosis = 3. Jarque-Bera: H0 = normalidad; ADF: H0 = raíz unitaria (p-valor truncado en 0,01). Obs. = número de observaciones.

Tabla A4

Estadísticos descriptivos de los retornos – Sector industrial

Estadístico	Holcim (EC)	VALE3 (BR)	GMEXICOB (MX)	SQM (CL)	ALUA (AR)	Ferreycorp (PE)
Obs.	243	368	368	368	368	368
Media	-0,0022	0,0003	0,0044	0,0022	0,0013	0,0015

Estadístico	Holcim (EC)	VALE3 (BR)	GMEXICOB (MX)	SQM (CL)	ALUA (AR)	Ferreycorp (PE)
Mediana	0,0000	0,0019	0,0041	0,0008	-0,0057	0,0042
Desv. est.	0,0592	0,0556	0,0559	0,0681	0,0893	0,0470
Mínimo	-0,2231	-0,2714	-0,2106	-0,3021	-0,9428	-0,2668
Máximo	0,2368	0,1741	0,1527	0,2624	0,4278	0,1468
Asimetría	0,0175	-0,7317	-0,0068	-0,0530	-2,6941	-1,3823
Curtosis	6,0914	5,7183	3,2637	5,0410	37,3708	10,3611
Jarque-Bera	96,77	146,13	1,07	64,04	18559,26	948,05
(p-valor)	(0,000)	(0,000)	(0,586)	(0,000)	(0,000)	(0,000)
ADF	-6,6800	-5,4360	-6,5437	-6,8984	-6,3336	-6,4283
(p-valor)	(<0,01)	(<0,01)	(<0,01)	(<0,01)	(<0,01)	(<0,01)

Fuente: Elaboración propia. **Nota:** Estadísticos sobre retornos logarítmicos semanales. Referencia de normalidad: asimetría = 0, curtosis = 3. Jarque-Bera: H0 = normalidad; ADF: H0 = raíz unitaria (p-valor truncado en 0,01). Obs. = número de observaciones.

Anexo POT-GPD. Parámetros de la Distribución de Pareto Generalizada y bondad de ajuste

Este anexo documenta el ajuste de la Distribución de Pareto Generalizada (GPD) utilizado dentro del procedimiento POT descrito en la metodología, incluyendo los parámetros estimados de forma y escala, el número de excedencias por serie y su ajuste en las colas inferior y superior con umbrales de 5 % y 95 %, solo como diagnóstico descriptivo: la GPD no interviene en la construcción de las pseudoobservaciones ni en la estimación de las cópulas.

Tabla A5

Parámetros estimados de la GPD (escala y forma) y bondad de ajuste (prueba de Kolmogorov-Smirnov) por serie, sector y cola (umbrales de 5 % y 95 %)

Sector	Cola	Serie	n_exc	Escala	Forma	KS p
FINANCIERO	Inferior	Argentina	17	0,7797	0,4939	0,970
FINANCIERO	Inferior	México	17	0,7897	−0,1907	0,894
FINANCIERO	Inferior	Perú	17	0,7187	0,2953	0,896
FINANCIERO	Inferior	Ecuador	17	0,3615	0,2933	0,887
FINANCIERO	Inferior	Chile	17	0,2912	0,0675	0,681
FINANCIERO	Inferior	Brasil	17	0,8750	−0,2010	0,778
FINANCIERO	Superior	Argentina	17	0,5972	0,2748	0,847
FINANCIERO	Superior	México	17	0,8532	−0,3147	0,501
FINANCIERO	Superior	Perú	17	0,3631	0,1190	0,913
FINANCIERO	Superior	Ecuador	17	0,3167	0,5290	0,850
FINANCIERO	Superior	Chile	17	0,7809	−0,4849	0,893
FINANCIERO	Superior	Brasil	17	0,5809	−0,0490	0,865
CONSUMO	Inferior	Argentina	19	0,3466	0,6346	0,981
CONSUMO	Inferior	México	19	1,3725	−0,3972	0,235
CONSUMO	Inferior	Perú	19	1,1495	−0,2416	0,948
CONSUMO	Inferior	Ecuador	19	0,7032	0,4499	0,905
CONSUMO	Inferior	Chile	19	0,4683	−0,2100	0,273
CONSUMO	Inferior	Brasil	19	0,4443	0,3245	0,455
CONSUMO	Superior	Argentina	19	0,9857	−0,3047	0,809
CONSUMO	Superior	México	19	1,1054	−0,3352	0,952
CONSUMO	Superior	Perú	19	0,5452	0,0987	0,825
CONSUMO	Superior	Ecuador	19	0,5614	0,2795	0,955
CONSUMO	Superior	Chile	19	0,7845	−0,4148	0,834
CONSUMO	Superior	Brasil	19	0,6372	−0,2646	0,929
INDUSTRIAL	Ambas	Todas	9	—	—	No se ajustó GPD (menos de 10 excesos)

Fuente: Elaboración propia. **Nota:** a partir de los residuos estandarizados del modelo DCC-GARCH. La prueba KS contrasta los excesos observados sobre el umbral contra la GPD estimada; un valor $p < 0,05$ indica que se rechaza el ajuste de la GPD a esa serie.

Tabla A6

Número de series con ajuste GPD aceptable (KS p ≥ 0,05), por cola (financiero y consumo; en industrial no se ajustó por tener menos de diez excesos)

Cola	Series con ajuste aceptable (KS p ≥ 0,05)	Total de series evaluadas
Inferior (5 %)	12	12
Superior (95 %)	12	12

Fuente: Elaboración propia. **Nota:** De 12 a 18 series evaluadas por umbral (Industrial no se ajustó al 5 % por insuficiencia de excedencias). El ajuste no mejora al variar el umbral, lo que es consistente con la menor profundidad muestral del mercado ecuatoriano: a diferencia de Uribe (2011), quien usó datos diarios durante ocho años para el mercado colombiano, este estudio trabaja con series semanales de 177 a 368 observaciones.

ANEXOS POR EMPRESA: PRUEBAS Y DIAGNÓSTICOS

SECTOR FINANCIERO

Anexo A.1. Banco de Guayaquil, Ecuador - Sector Financiero. Especificación seleccionada: eGARCH(1,1) con ARMA (1,1), distribución t de Student. Período: enero 2019 - enero 2026. Observaciones: 354.

Tabla A.1.1

Pruebas preliminares - Banco de Guayaquil

Prueba	Resultado
Ljung-Box sobre r_t	p = 0,011
Ljung-Box sobre r^2_t	p < 0,001
ARCH-LM (lag 5)	p < 0,001
Jarque-Bera	p < 0,001
¿Necesita ARMA?	Sí

Fuente: Elaboración propia.

Tabla A.1.2

Diagnósticos post-estimación - eGARCH(1,1)

Test	p-valor
Ljung-Box sobre residuos al cuadrado (lag 10)	p = 0,994
ARCH-LM sobre residuos (lag 5)	p = 0,948
Sign Bias	p = 0,144
Persistencia	0,488

Fuente: Elaboración propia. **Nota:** La baja persistencia podría reflejar la escasa frecuencia de negociación del activo en la BVG, más que una propiedad de riesgo del banco. Con distribución GED el ajuste mejora y la persistencia sube a 0,98 (Anexo D3), por lo que este valor debe interpretarse con cautela.

Anexo A.2. Banco do Brasil (BBAS3), Brasil - Sector Financiero. Especificación seleccionada: APARCH(1,2), distribución t de Student asimétrica (sstd). Período: enero 2019 - enero 2026. Observaciones: 368.

Tabla A.2.1

Pruebas preliminares - Banco do Brasil

Prueba	Resultado
Ljung-Box sobre r_t	p = 0,066

Prueba	Resultado
Ljung-Box sobre r^2_t	p < 0,001
ARCH-LM	p < 0,001
Jarque-Bera	p < 0,001
Bai-Perron	2 quiebres (no mejoran el modelo)

Fuente: Elaboración propia.

Tabla A.2.2

Diagnósticos post-estimación - APARCH(1,2)

Test	p-valor
Ljung-Box sobre residuos al cuadrado	p = 0,626
ARCH-LM sobre residuos	p = 0,612
Sign Bias	NA
Persistencia	0,988

Fuente: Elaboración propia. **Nota:** El Sign Bias no aplica en APARCH porque el modelo ya incorpora un término de asimetría en su especificación; el modelo se reporta como aceptable. La persistencia se calcula con persistence() de rugarch ($\beta + \alpha\kappa$, con $\kappa = E(|z| - \gamma z)^\delta$) y equivale a una vida media de 55 semanas. Aunque supera el umbral de 0,98, todas las especificaciones alternativas evaluadas también lo superan (Anexo D2).

Anexo A.3. Banorte, México - Sector Financiero. Especificación seleccionada: GJR-GARCH(1,1), distribución t de Student. Período: enero 2019 - enero 2026. Observaciones: 368.

Tabla A.3.1

Pruebas preliminares - Banorte

Prueba	Resultado
Ljung-Box sobre r_t	p = 0,391
Ljung-Box sobre r^2_t	p = 0,011
ARCH-LM (lag 5)	p < 0,001
Jarque-Bera	p < 0,001
Bai-Perron	Sin quiebres

Fuente: Elaboración propia.

Tabla A.3.2

Diagnósticos post-estimación - GJR-GARCH(1,1)

Test	p-valor
Ljung-Box sobre residuos al cuadrado (lag 10)	p = 0,188
ARCH-LM sobre residuos (lag 5)	p = 0,157
Sign Bias	p = 0,767
Persistencia	0,895

Fuente: Elaboración propia.

Anexo A.4. Banco de Chile, Chile - Sector Financiero. Especificación seleccionada: GJR-GARCH(1,1) con ARMA(1,1) y dummy de quiebre (14 de febrero de 2020), distribución t de Student. Período: enero 2019 - enero 2026. Observaciones: 368.

Tabla A.4.1

Pruebas preliminares - Banco de Chile

Prueba	Resultado
Ljung-Box sobre r_t	p = 0,001
Ljung-Box sobre r^2_t	p < 0,001
ARCH-LM (lag 5)	p < 0,001
Jarque-Bera	p = 0,028
Bai-Perron (sobre r^2_t)	Quiebre: 2020-02-14
¿Necesita ARMA?	Sí

Fuente: Elaboración propia.

Tabla A.4.2

Diagnósticos post-estimación - GJR-GARCH(1,1)

Test	p-valor
Ljung-Box sobre residuos al cuadrado (lag 10)	p = 0,868
ARCH-LM sobre residuos (lag 5)	p = 0,960
Sign Bias	n/a (GJR-GARCH)
Persistencia	0,913

Fuente: Elaboración propia. **Nota:** El Sign Bias no aplica al GJR-GARCH: la asimetría ya se captura mediante γ_1, cuya significancia confirma el efecto leverage.

Anexo A.5. Grupo Financiero Galicia (GGAL), Argentina - Sector Financiero. Especificación seleccionada: sGARCH(1,1), distribución t de Student. Período: enero 2019 - enero 2026. Observaciones: 368.

Tabla A.5.1

Pruebas preliminares - GGAL

Prueba	Resultado
Ljung-Box sobre r_t	p = 0,192
Ljung-Box sobre r^2_t	p = 0,984
ARCH-LM	p = 0,776
Jarque-Bera	p < 0,001
Bai-Perron (sobre r^2_t)	Sin quiebres

Fuente: Elaboración propia. Nota: Las pruebas preliminares no detectan efectos ARCH significativos; aun así, β_1 es significativo en el modelo estimado, por lo que se mantiene el GARCH para conservar un tratamiento homogéneo entre activos.

Tabla A.5.2

Diagnósticos post-estimación - sGARCH(1,1)

Test	p-valor
Ljung-Box sobre residuos al cuadrado (lag 10)	p = 0,989
ARCH-LM sobre residuos (lag 5)	p = 0,851
Sign Bias	p = 0,355

Test	p-valor
Persistencia	0,947

Fuente: Elaboración propia.

Anexo A.6. BBVA Perú (BBVAC1), Perú - Sector Financiero. Especificación seleccionada: sGARCH(1,1), distribución t de Student. Período: enero 2019 - enero 2026. Observaciones: 368.

Tabla A.6.1

Pruebas preliminares - BBVA Perú

Prueba	Resultado
Ljung-Box sobre r_t	p = 0,915
Ljung-Box sobre r^2_t	p = 0,108
ARCH-LM (lag 5)	p = 0,175
Jarque-Bera	p < 0,001
Bai-Perron	Sin quiebres

Fuente: Elaboración propia. **Nota:** Las pruebas preliminares no detectan efectos ARCH significativos; sin embargo, el sGARCH mostró mejor BIC y β_1 significativo, por lo que se adoptó como modelo final para conservar un tratamiento homogéneo entre activos.

Tabla A.6.2

Diagnósticos post-estimación - sGARCH(1,1)

Test	p-valor
Ljung-Box sobre residuos al cuadrado (lag 10)	p = 0,715
ARCH-LM sobre residuos (lag 5)	p = 0,949
Sign Bias	p = 0,725
Persistencia	0,776

Fuente: Elaboración propia.

SECTOR CONSUMO

Anexo B.1. Corporación Favorita, Ecuador - Sector Consumo. Especificación seleccionada: eGARCH(1,2) con ARMA(1,1), distribución t de Student asimétrica (sstd). Período: enero 2019 - enero 2026. Observaciones: 368

Tabla B.1.1

Pruebas preliminares - Favorita

Prueba	Resultado
Ljung-Box sobre r_t	p = 0,0319
Ljung-Box sobre r^2_t	p = 0,9988
ARCH-LM (lag 5)	p = 0,9301
Jarque-Bera	p < 0,001
¿Necesita ARMA?	Sí

Fuente: Elaboración propia.

Tabla B.1.2

Diagnósticos post-estimación - eGARCH(1,2)

Test	p-valor
Ljung-Box sobre residuos al cuadrado (lag 10)	p = 0,7107
ARCH-LM sobre residuos (lag 5)	p = 0,3199
Sign Bias	p = 0,8268
Persistencia	0,7995
Negative Sign Bias	p = 0,5042

Fuente: Elaboración propia. **Nota:** Todos los diagnósticos son no significativos; el modelo se reporta como bien especificado.

Anexo B.2. Ambev (ABEV3), Brasil - Sector Consumo. Especificación seleccionada: sGARCH (1,2), distribución t de Student. Período: enero 2019 - enero 2026. Observaciones: 368.

Tabla B.2.1

Pruebas preliminares - Ambev

Prueba	Resultado
Ljung-Box sobre r_t	p = 0,554
Ljung-Box sobre r^2_t	p = 0,882
ARCH-LM	p = 0,728
Jarque-Bera	p < 0,001
Bai-Perron	Sin quiebres

Fuente: Elaboración propia. **Nota:** Las pruebas preliminares no detectan efectos ARCH significativos; aun así, β_1 y β_2 son significativos en el modelo estimado, por lo que se mantiene el GARCH. La comparación formal de modelos favoreció el sGARCH(1,2), porque el sGARCH(1,1) alcanzó una persistencia de 0,986, por encima del umbral de 0,98 que descarta un comportamiento cuasi integrado.

Tabla B.2.2

Diagnósticos post-estimación - sGARCH(1,2)

Test	p-valor
Ljung-Box sobre residuos al cuadrado	p = 0,996
ARCH-LM sobre residuos	p = 0,907
Sign Bias	p = 0,195
Persistencia	0,978

Fuente: Elaboración propia. **Nota:** El modelo agrega un segundo rezago GARCH (β_2) respecto al sGARCH(1,1) de referencia. La persistencia total, $\alpha_1+\beta_1+\beta_2$, queda por debajo del umbral de 0,98, así que el proceso no se trata como integrado.

Anexo B.3. Liverpool, México - Sector Consumo. Especificación seleccionada: eGARCH(1,1) con AR(2), distribución GED. Período: enero 2019 - enero 2026. Observaciones: 368.

Tabla B.3.1

Pruebas preliminares - Liverpool

Prueba	Resultado
Ljung-Box sobre r_t	p < 0,001

Prueba	Resultado
Ljung-Box sobre r^2_t	p = 0,026
ARCH-LM (lag 5)	p = 0,005
Jarque-Bera	p < 0,001
Bai-Perron	Sin quiebres

Fuente: Elaboración propia. **Nota:** El sGARCH y el GJR-GARCH se descartaron por arrojar persistencia de 0,999.

Tabla B.3.2

Diagnósticos post-estimación - eGARCH(1,1)

Test	p-valor
Ljung-Box sobre residuos al cuadrado (lag 10)	p = 0,429
ARCH-LM sobre residuos (lag 5)	p = 0,358
Sign Bias	p = 0,532
Persistencia	0,789

Fuente: Elaboración propia. Nota: La distribución GED se adoptó porque mejora el BIC total en 8,6 puntos frente a la t de Student (umbral de 2 puntos; Kass y Raftery, 1995). Ljung-Box sobre residuos (lag 10): p = 0,065. Parámetro de forma = 0,747.

Anexo B.4. Falabella, Chile - Sector Consumo. Especificación seleccionada: GJR-GARCH(1,1) con dummy de quiebre (14 de febrero de 2020), distribución t de Student. Período: enero 2019 - enero 2026. Observaciones: 368

Tabla B.4.1

Pruebas preliminares - Falabella

Prueba	Resultado
Ljung-Box sobre r_t	p = 0,1336
Ljung-Box sobre r^2_t	p < 0,001
ARCH-LM (lag 5)	p < 0,001
Jarque-Bera	p < 0,001
Bai-Perron (sobre r^2_t)	Quiebre: 2020-02-14

Fuente: Elaboración propia.

Tabla B.4.2

Diagnósticos post-estimación - GJR-GARCH(1,1)

Test	p-valor
Ljung-Box sobre residuos al cuadrado (lag 10)	p = 0,2080
ARCH-LM sobre residuos (lag 5)	p = 0,3181
Sign Bias	n/a (GJR-GARCH)
Persistencia	0,9159

Fuente: Elaboración propia. **Nota:** El Sign Bias no aplica al GJR-GARCH: la asimetría ya se captura mediante γ_1, cuya significancia confirma el efecto leverage.

Anexo B.5. Molinos Río de la Plata (MOLI), Argentina - Sector Consumo. Especificación seleccionada: sGARCH(1,1) con dummy de quiebre (14 de septiembre de 2023), distribución t de Student asimétrica (sstd). Período: enero 2019 - enero 2026. Observaciones: 368.

Tabla B.5.1

Pruebas preliminares - MOLI

Prueba	Resultado
Ljung-Box sobre r_t	p = 0,034
Ljung-Box sobre r^2_t	p < 0,001
ARCH-LM	p < 0,001
Jarque-Bera	p < 0,001
Bai-Perron (sobre r^2_t)	2 quiebres: 2023-09, 2024-05

Fuente: Elaboración propia. **Nota:** Se incorporó la dummy de 2023-09-14, que mejora el BIC frente a las variantes sin dummy.

Tabla B.5.2

Diagnósticos post-estimación - sGARCH(1,1)

Test	p-valor
Ljung-Box sobre residuos al cuadrado (lag 10)	p = 0,765
ARCH-LM sobre residuos (lag 5)	p = 0,489
Sign Bias	Todos OK (penalización = 0)
Persistencia	0,932

Fuente: Elaboración propia.

Anexo B.6. Alicorp (ALICORC1), Perú - Sector Consumo. Especificación seleccionada: eGARCH(1,1) con dummy de quiebre (15 de abril de 2021), distribución t de Student. Período: enero 2019 - enero 2026. Observaciones: 368.

Tabla B.6.1.

Pruebas preliminares - Alicorp

Prueba	Resultado
Ljung-Box sobre r_t	p = 0,962
Ljung-Box sobre r^2_t	p < 0,001
ARCH-LM (lag 5)	p < 0,001
Jarque-Bera	p < 0,001
Bai-Perron	2 quiebres: 2021-04, 2022-04

Fuente: Elaboración propia. **Nota:** Se incorporó la dummy de 2021-04-15, asociada a la incertidumbre electoral peruana.

Tabla B.6.2

Diagnósticos post-estimación - eGARCH(1,1)

Test	p-valor
Ljung-Box sobre residuos al cuadrado (lag 10)	p = 0,664
ARCH-LM sobre residuos (lag 5)	p = 0,580
Sign Bias	p = 0,297
Persistencia	0,868

Fuente: Elaboración propia.

SECTOR INDUSTRIAL

Anexo C.1. Holcim Ecuador - Sector Industrial. Especificación seleccionada: sGARCH(1,1) con ARMA(1,1), distribución t de Student. Período: enero 2019 - enero 2026. Observaciones: 243 (125 semanas sin cotización, distribuidas a lo largo de todo el período).

Tabla C.1.1

Pruebas preliminares - Holcim Ecuador

Prueba	Resultado
Ljung-Box sobre r_t	$p < 0,001$
Ljung-Box sobre r^2_t	$p < 0,001$
ARCH-LM (lag 5)	$p < 0,001$
Jarque-Bera	$p < 0,001$
¿Necesita ARMA?	Sí

Fuente: Elaboración propia.

Tabla C.1.2

Diagnósticos post-estimación - sGARCH(1,1)

Test	p-valor
Ljung-Box sobre residuos al cuadrado (lag 10)	$p = 0,964$
ARCH-LM sobre residuos (lag 5)	$p = 0,865$
Sign Bias	$p = 0,726$
Persistencia	0,959

Fuente: Elaboración propia.

Anexo C.2. Vale (VALE3), Brasil - Sector Industrial. Especificación seleccionada: eGARCH(1,1) con ARMA(1,1) y dummy de quiebre (5 de diciembre de 2022), distribución t de Student. Período: enero 2019 - enero 2026. Observaciones: 368.

Tabla C.2.1

Pruebas preliminares - Vale

Prueba	Resultado
Ljung-Box sobre r_t	$p = 0,015$
Ljung-Box sobre r^2_t	$p < 0,001$
ARCH-LM	$p < 0,001$
Jarque-Bera	$p < 0,001$
Bai-Perron	1 quiebre: 2022-12-05 (incluido)

Fuente: Elaboración propia.

Tabla C.2.2

Diagnósticos post-estimación - eGARCH(1,1)

Test	p-valor
Ljung-Box sobre residuos al cuadrado	p = 0,760
ARCH-LM sobre residuos	p = 0,171
Sign Bias	p = 0,416
Persistencia	0,324

Fuente: Elaboración propia.

Anexo C.3. Grupo México (GMEXICOB), México - Sector Industrial. Especificación seleccionada: sGARCH(1,1), distribución t de Student. Período: enero 2019 - enero 2026. Observaciones: 368.

Tabla C.3.1

Pruebas preliminares - Grupo México

Prueba	Resultado
Ljung-Box sobre r_t	p = 0,846
Ljung-Box sobre r^2_t	p = 0,132
ARCH-LM (lag 5)	p = 0,061
Jarque-Bera	p = 0,586
Bai-Perron	Sin quiebres

Fuente: Elaboración propia. **Nota:** Las pruebas preliminares no detectan efectos ARCH significativos al 5 %; aun así, β_1 es significativo en el modelo estimado, por lo que se mantiene el GARCH. La comparación formal probó órdenes GARCH superiores a (1,1) en las cuatro familias, sin mejora ni limpieza adicional de los diagnósticos, así que el sGARCH(1,1) queda como especificación final.

Tabla C.3.2

Diagnósticos post-estimación - sGARCH(1,1)

Test	p-valor
Ljung-Box sobre residuos al cuadrado (lag 10)	p = 0,972
ARCH-LM sobre residuos (lag 5)	p = 0,866
Sign Bias	p = 0,391
Persistencia	0,898

Fuente: Elaboración propia. **Nota:** Los cuatro diagnósticos post-estimación pasan con holgura (p entre 0,39 y 0,97). El modelo se reporta como bien especificado.

Anexo C.4. SQM, Chile - Sector Industrial. Especificación seleccionada: sGARCH(1,1), distribución GED. Período: enero 2019 - enero 2026. Observaciones: 368.

Tabla C.4.1

Pruebas preliminares - SQM

Prueba	Resultado
Ljung-Box sobre r_t	p = 0,290
Ljung-Box sobre r^2_t	p < 0,001
ARCH-LM (lag 5)	p < 0,001

Prueba	Resultado
Jarque-Bera	$p < 0,001$
Bai-Perron (sobre r^2_t)	Sin quiebres

Fuente: Elaboración propia. **Nota:** La distribución GED se seleccionó por BIC óptimo (parámetro de forma = 1,347).

Tabla C.4.2

Diagnósticos post-estimación - sGARCH(1,1)

Test	p-valor
Ljung-Box sobre residuos al cuadrado (lag 10)	$p = 0,319$
ARCH-LM sobre residuos (lag 5)	$p = 0,249$
Sign Bias	$p = 0,167$
Persistencia	0,676

Fuente: Elaboración propia.

Anexo C.5. Aluar Aluminio (ALUA), Argentina - Sector Industrial. Especificación seleccionada: sGARCH(1,1), distribución t de Student. Período: enero 2019 - enero 2026. Observaciones: 368.

Tabla C.5.1

Pruebas preliminares - ALUA

Prueba	Resultado
Ljung-Box sobre r_t	$p = 0,004$
Ljung-Box sobre r^2_t	$p = 0,162$
ARCH-LM	$p = 0,991$
Jarque-Bera	$p < 0,001$
Bai-Perron (sobre r^2_t)	Sin quiebres

Fuente: Elaboración propia. **Nota:** Los componentes ar1/ma1 probados no resultaron significativos y se removieron del modelo final. Las pruebas preliminares no detectan efectos ARCH significativos; aun así, β_1 es significativo en el modelo estimado, por lo que se mantiene el GARCH.

Tabla C.5.2

Diagnósticos post-estimación - sGARCH(1,1)

Test	p-valor
Ljung-Box sobre residuos al cuadrado (lag 10)	$p = 0,791$
ARCH-LM sobre residuos (lag 5)	$p = 0,999$
Sign Bias	$p = 0,114$
Persistencia	0,745

Fuente: Elaboración propia.

Anexo C.6. Ferreycorp (FERREYC1), Perú - Sector Industrial. Especificación seleccionada: sGARCH(1,1), distribución t de Student. Período: enero 2019 - enero 2026. Observaciones: 368.

Tabla C.6.1

Pruebas preliminares - Ferreycorp

Prueba	Resultado
Ljung-Box sobre r_t	p = 0,231
Ljung-Box sobre r^2_t	p < 0,001
ARCH-LM (lag 5)	p < 0,001
Jarque-Bera	p < 0,001
Bai-Perron	2 quiebres: 2021-04, 2022-02 (no mejoran el ajuste)

Fuente: Elaboración propia.

Tabla C.6.2

Diagnósticos post-estimación - sGARCH(1,1)

Test	p-valor
Ljung-Box sobre residuos al cuadrado (lag 10)	p = 0,977
ARCH-LM sobre residuos (lag 5)	p = 0,916
Sign Bias	p = 0,286
Persistencia	0,975

Fuente: Elaboración propia.

ANEXO D. PRUEBAS DE SENSIBILIDAD Y ROBUSTEZ

Este anexo reúne las pruebas realizadas para responder a las observaciones de los pares evaluadores: la liquidez de los activos ecuatorianos, las especificaciones alternativas de Banco do Brasil, la sensibilidad a la distribución de los modelos con grados de libertad extremos y la robustez de la dependencia entre Ecuador y la región.

Tabla D1

Liquidez de los activos ecuatorianos

Activo	Sector	Semanas totales	Semanas sin precio	% sin precio	Retornos válidos	Retornos nulos	% retornos nulos
Banco de Guayaquil	Financiero	369	14	3,8	341	45	13,2
Corporación Favorita	Consumo	369	0	0,0	368	9	2,4
Holcim Ecuador	Industrial	369	125	33,9	177	48	27,1

Fuente: Elaboración propia. **Nota:** Retornos nulos: semanas en que el precio no cambió respecto de la semana anterior (sin negociación efectiva). Retornos válidos según la alineación por fecha del sector.

Tabla D2

Banco do Brasil (BBAS3): comparación de especificaciones alternativas

Modelo	Distribución	BIC	Log-verosimilitud	v	Persistencia	Vida media (semanas)	p LB²	p ARCH-LM
GJR-GARCH(1,1)	std	−2,9717	563,02	8,377	0,9890	62,8	0,8394	0,7633
sGARCH(1,1)	std	−2,9700	559,75	7,217	0,9827	39,8	0,3942	0,1688
eGARCH(1,1)	std	−2,9625	561,33	7,694	0,9816	37,3	0,6385	0,3665
APARCH(1,1)	std	−2,9592	563,68	8,330	0,9977	303,8	0,8462	0,8943
GJR-GARCH(1,1)	sstd	−2,9560	563,09	8,487	0,9889	62,1	0,8444	0,7756
sGARCH(1,1)	sstd	−2,9539	559,76	7,183	0,9827	39,8	0,3954	0,1695
eGARCH(1,1)	sstd	−2,9472	561,49	7,862	0,9823	38,8	0,6477	0,3674
APARCH(1,1)	sstd	−2,9433	563,71	8,464	0,9990	679,5	0,8473	0,8941
APARCH(1,2)	sstd	−2,9275	563,77	8,433	0,9989	632,3	0,8467	0,8987

Fuente: Elaboración propia. **Nota:** Reestimación sobre la base multivariada (fechas comunes por sector), ordenada por BIC (por observación). La persistencia y la vida media se calculan con persistence() y halflife() de rugarch. Todas las especificaciones presentan persistencia superior a 0,98, por lo que la alta persistencia es una característica de la serie y no del modelo elegido. La

reestimación del APARCH(1,2) no reproduce exactamente la persistencia de la especificación publicada (0,988; Tabla A.2.2) por diferencias en el tratamiento de la muestra. Como ninguna especificación cumple el umbral de 0,98, la alta persistencia no depende del modelo elegido y se conserva la especificación original.

Tabla D3

Sensibilidad a la distribución en los modelos con grados de libertad extremos

Empresa	Modelo	Distribución	BIC	ν / forma	Persistencia	p LB²	p ARCH-LM	ΔBIC frente a la publicada
Banco de Guayaquil	eGARCH(1, 1)	std (publicada)	−4,4970	2,194	0,4949	0,9939	0,9502	0,0000
		ged	−4,8099	0,190	0,9808	0,1829	0,2954	−0,3129
		sstd	−4,4807	2,194	0,4949	0,9938	0,9507	0,0163
Liverpool	eGARCH(1, 1)	std (anterior)	−3,9856	2,277	0,8845	0,5285	0,5475	0,0000
		ged (adoptada)	−4,0127	0,769	0,6703	0,8074	0,7219	−0,0271
		sstd	−3,9695	2,278	0,8845	0,5288	0,5474	0,0161
Banco de Chile	GJR-GARCH(1,1)	std (publicada)	−3,4968	99,969	0,9130	0,8682	0,9601	0,0000
		norm	−3,5133	—	0,9124	0,8669	0,9587	−0,0165
		ged	−3,4976	2,091	0,9114	0,8664	0,9583	−0,0008
Falabella	GJR-GARCH(1,1)	std (publicada)	−3,1424	79,142	0,9526	0,6010	0,5765	0,0000
		norm	−3,1586	—	0,9534	0,6041	0,5794	−0,0162
		ged	−3,1428	1,920	0,9531	0,6023	0,5790	−0,0004
Grupo México	sGARCH(1, 1)	std (publicada)	−2,8726	46,177	0,8976	0,9718	0,8663	0,0000
		norm	−2,8878	—	0,8923	0,9707	0,8649	−0,0152
		ged	−2,8719	1,961	0,8934	0,9711	0,8658	0,0007

Fuente: Elaboración propia. **Nota:** Reestimación sobre la base multivariada (fechas comunes por sector), con la misma especificación de media, varianza y quiebre de cada modelo publicado y la misma regla de exclusión de atípicos (más de cinco desviaciones estándar); por ello los valores pueden diferir de las Tablas 2 a 4, estimadas con la serie completa de cada activo. ΔBIC < 0 indica que la distribución alternativa ajusta mejor. En los casos con ν muy alto, la normal ofrece un ajuste similar y la persistencia casi no cambia; en Banco de Guayaquil, la GED mejora el ajuste y eleva la persistencia, lo que refleja la concentración de retornos nulos. En Banco de Guayaquil se conserva la t de Student porque, con la GED, la persistencia alcanza el umbral de 0,98 usado en la selección; la distribución normal no forma parte de las candidatas definidas en la metodología, por lo que sus filas se reportan solo como sensibilidad. La columna ΔBIC está expresada por observación, como la reporta rugarch; la regla de selección exige una mejora de al menos 2 puntos de BIC total (unos 0,005 por observación; Kass y Raftery, 1995). En Liverpool, la GED mejora el BIC total en 9,9 puntos en esta reestimación y en 8,6 puntos con la serie completa, por lo que se adoptó la GED como especificación final (Tabla 3). En Banco de Chile y Falabella la mejora con GED es menor a 2 puntos de BIC total, por lo que se conserva la t de Student. Corporación Favorita no se incluye porque su reestimación no reprodujo la especificación publicada.

Tabla D4

Robustez de la dependencia entre Ecuador y los mercados latinoamericanos, por par

Prueba	Sector	Ecuador frente a	n	r	p (r)	p (Kendall)	Cópula seleccionada	BIC	λ_L
Semanal (original)	Financiero	Argentina	341	−0,0205	0,7060	0,3679	Independencia	3,587	0,0000
Semanal (original)	Financiero	México	341	0,0095	0,8610	0,8365	Independencia	5,815	0,0000
Semanal (original)	Financiero	Perú	341	0,0157	0,7730	0,6557	Independencia	5,504	0,0000
Semanal (original)	Financiero	Chile	341	−0,0590	0,2780	0,5266	Independencia	4,825	0,0000
Semanal (original)	Financiero	Brasil	341	−0,0017	0,9750	0,9826	Independencia	5,816	0,0000
Semanal (original)	Consumo	Argentina	368	−0,0182	0,7280	0,6592	Independencia	5,741	0,0000
Semanal (original)	Consumo	México	368	0,0160	0,7600	0,2245	Independencia	4,476	0,0000
Semanal (original)	Consumo	Perú	368	0,0616	0,2390	0,0874	Independencia	2,113	0,0000
Semanal (original)	Consumo	Chile	368	0,0137	0,7940	0,4307	Independencia	5,311	0,0000
Semanal (original)	Consumo	Brasil	368	0,0396	0,4490	0,7802	Independencia	5,444	0,0000
Semanal (original)	Industrial	Argentina	177	−0,0848	0,2620	0,4712	Independencia	3,600	0,0000
Semanal (original)	Industrial	México	177	−0,0529	0,4840	0,9071	Independencia	4,987	0,0000
Semanal (original)	Industrial	Perú	177	−0,0323	0,6690	0,9717	Independencia	5,045	0,0000
Semanal (original)	Industrial	Chile	177	−0,0057	0,9390	0,8273	Independencia	4,846	0,0000
Semanal (original)	Industrial	Brasil	177	0,0970	0,1990	0,1116	Independencia	2,702	0,0000
Semanal sin semanas sin negociación	Financiero	Argentina	285	−0,0271	0,6490	0,3600	Independencia	3,130	0,0000
Semanal sin semanas sin negociación	Financiero	México	285	0,0104	0,8610	0,9346	Independencia	5,643	0,0000
Semanal sin semanas sin negociación	Financiero	Perú	285	0,0153	0,7970	0,6162	Independencia	5,136	0,0000
Semanal sin semanas sin negociación	Financiero	Chile	285	−0,0706	0,2350	0,4289	Independencia	4,822	0,0000
Semanal sin semanas sin negociación	Financiero	Brasil	285	−0,0056	0,9250	0,8608	Independencia	5,465	0,0000

Prueba	Sector	Ecuador frente a	n	r	p (r)	p (Kendall)	Cópula seleccionada	BIC	λ_L
Semanal sin semanas sin negociación	Consumo	Argentina	356	−0,0191	0,7190	0,6818	Independencia	5,741	0,0000
Semanal sin semanas sin negociación	Consumo	México	356	0,0165	0,7560	0,2008	Independencia	4,281	0,0000
Semanal sin semanas sin negociación	Consumo	Perú	356	0,0618	0,2450	0,1000	Independencia	2,010	0,0000
Semanal sin semanas sin negociación	Consumo	Chile	356	0,0155	0,7700	0,3917	Independencia	5,188	0,0000
Semanal sin semanas sin negociación	Consumo	Brasil	356	0,0405	0,4460	0,7564	Independencia	5,291	0,0000
Semanal sin semanas sin negociación	Industrial	Argentina	140	−0,1004	0,2380	0,3774	Independencia	3,498	0,0000
Semanal sin semanas sin negociación	Industrial	México	140	−0,0680	0,4250	0,7759	Independencia	4,460	0,0000
Semanal sin semanas sin negociación	Industrial	Perú	140	−0,0437	0,6080	0,6421	Independencia	4,242	0,0000
Semanal sin semanas sin negociación	Industrial	Chile	140	−0,0261	0,7590	0,6550	Independencia	4,283	0,0000
Semanal sin semanas sin negociación	Industrial	Brasil	140	0,1023	0,2290	0,2219	Independencia	3,510	0,0000
Mensual	Financiero	Argentina	84	0,0945	0,3930	0,4282	Independencia	3,484	0,0000
Mensual	Financiero	México	84	0,1249	0,2570	0,3720	Independencia	2,944	0,0000
Mensual	Financiero	Perú	84	0,1142	0,3010	0,3058	Independencia	3,228	0,0000
Mensual	Financiero	Chile	84	−0,0972	0,3790	0,6849	Independencia	3,743	0,0000
Mensual	Financiero	Brasil	84	0,1632	0,1380	0,4149	Independencia	3,482	0,0000
Mensual	Consumo	Argentina	84	0,0448	0,6860	0,3743	Independencia	2,868	0,0000
Mensual	Consumo	México	84	0,0072	0,9480	0,5993	Independencia	3,976	0,0000
Mensual	Consumo	Perú	84	0,1768	0,1080	0,0414	Clayton	−3,294	0,1985[a]
Mensual	Consumo	Chile	84	0,0221	0,8420	0,9630	Independencia	4,404	0,0000
Mensual	Consumo	Brasil	84	0,0565	0,6100	0,3826	Independencia	3,586	0,0000
Mensual	Industrial	Argentina	73	−0,0425	0,7210	0,5739	Independencia	3,992	0,0000
Mensual	Industrial	México	73	0,1771	0,1340	0,1052	Gumbel	−0,108	0,0000
Mensual	Industrial	Perú	73	0,0023	0,9850	0,2084	Independencia	2,998	0,0000
Mensual	Industrial	Chile	73	0,1497	0,2060	0,4070	Independencia	2,733	0,0000
Mensual	Industrial	Brasil	73	0,1836	0,1200	0,0519	Gumbel	−0,049	0,0000

Fuente: Elaboración propia. **Nota:** r: coeficiente de correlación de Pearson entre residuos estandarizados (semanal) o entre retornos (mensual). BIC de la mejor familia paramétrica; si es positivo, se selecciona la independencia. Con datos mensuales no se aplica la GPD porque cada cola tiene menos de diez observaciones. [a] IC 95 % bootstrap de λL: [0,0020; 0,4877], con un solo mes de caída conjunta en la cola inferior; se clasifica como dependencia extrema no concluyente. Con datos mensuales, Ecuador-México y Ecuador-Brasil en el sector industrial seleccionan la cópula Gumbel, que solo implica dependencia en la cola superior.

Tabla D5

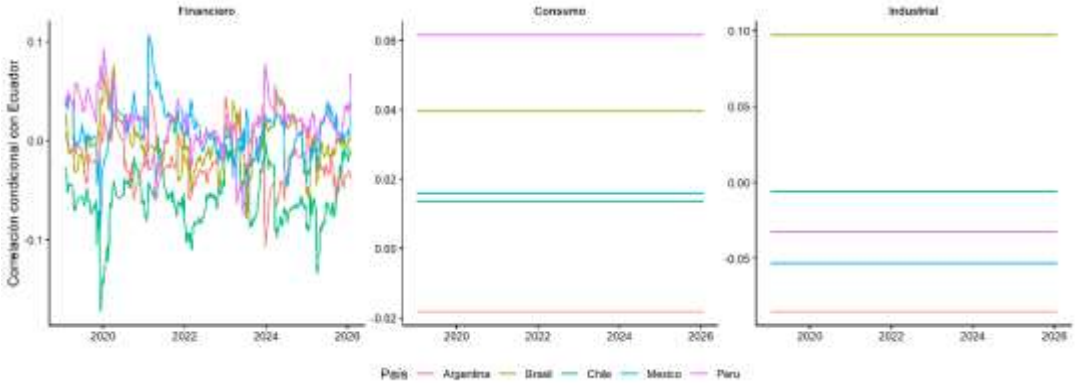
Número de pares con dependencia extrema según el umbral de λ_L

Grupo	Sector	$\lambda_L > 0,01$	$\lambda_L > 0,05$	$\lambda_L > 0,10$	Contagio significativo
Ecuador–región	Financiero	0	0	0	0
Ecuador–región	Consumo	0	0	0	0
Ecuador–región	Industrial	0	0	0	0
Entre países	Financiero	5	3	1	1
Entre países	Consumo	1	1	1	1
Entre países	Industrial	7	7	5	4
Entre países	Total	13	11	7	6

Fuente: Elaboración propia con datos de Yahoo Finance (2026) y la Bolsa de Valores de Guayaquil (2026). **Nota:** Las columnas de umbral cuentan los pares con cópula t o Clayton, BIC negativo y λ_L superior al valor indicado. Contagio significativo aplica además la prueba LR y el intervalo de confianza bootstrap.

Figura D1

Correlaciones condicionales DCC-GARCH por sector



Fuente: Elaboración propia con datos de Yahoo Finance (2026) y la Bolsa de Valores de Guayaquil (2026). **Nota:** Las correlaciones corresponden a las estimaciones del modelo DCC-GARCH (1,1) para Ecuador y los mercados de Argentina, Brasil, Chile, México y Perú. Holcim Ecuador cuenta con 243 retornos individuales, pero solo 177 se utilizan en el DCC industrial, debido a las semanas sin cotización; registra 125 semanas sin datos de las 369 del período. En Financiero, Banco de Guayaquil tiene 354 retornos individuales y el DCC utiliza 341 fechas comunes, mientras Consumo mantiene 368 observaciones por su mayor continuidad.