

Evaluación de anomalías calendario en los principales mercados bursátiles de América Latina

Juan Sebastián Serrano Rojas

Trabajo de grado para optar al título de Ingeniero Industrial

Director

José Alonso Caballero Márquez

Magister en Ingeniería Industrial

Codirectores

Martha Liliana Torres Barreto

Doctora en Ciencias Económicas

Mauricio José Martínez Pérez

Magister en Ingeniería Industrial

Universidad Industrial de Santander

Facultad de Ingenierías Físico Mecánicas

Escuela de Estudios Industriales y Empresariales

Bucaramanga

2020

*A Dios y mis padres*

Este proyecto es el resultado de los esfuerzos de muchas personas que estuvieron dispuestos a ayudar desinteresadamente con el fin de que esta investigación se llevase a cabo. A pesar de la adversidad y los obstáculos en el camino, recibí diferentes tipos de ayuda, lo cual demuestra la calidad de seres humanos de los que estoy rodeado.

Quiero hacer un agradecimiento especial a mi director de proyecto de grado, el profesor José Caballero, el cual desde un primer momento estuvo dispuesto a apoyarme en llevar a cabo mi idea de realizar un proyecto diferente a los demás que se realizan normalmente. Además, su compromiso y entrega con la investigación fueron clave para la obtención de este resultado. Más que un director de proyecto de grado fue un apoyo incondicional en este proceso.

Adicionalmente, extendiendo mi gratitud a la universidad a la cual pertenezco. Todo lo aprendido a lo largo de la carrera ha sido gracias a un esfuerzo excepcional de la mayoría de los docentes de los que he tenido la fortuna de ser alumno.

**Tabla de Contenido**

Introducción .....	15
1. Objetivos .....	17
1.1 Objetivo general .....	17
1.2 Objetivos específicos.....	17
2. Resultados esperados.....	17
3. Revisión de la literatura.....	18
3.1 Análisis bibliométrico .....	18
3.2 Análisis preliminar de la literatura .....	26
4. Planteamiento del problema .....	31
5. Marco de referencia.....	32
5.1 Marco de antecedentes .....	32
5.2 Marco teórico. ....	34
5.2.1 Mercado bursátil.....	35
5.2.2 Descripción de los índices de los principales mercados bursátiles de Latinoamérica. ....	35
5.2.3 Mercados eficientes.....	38
5.2.4 Anomalías calendario. ....	39
5.2.5 Análisis de series de tiempo. ....	40
5.2.6 Análisis de regresión. ....	41
5.2.7 Método de mínimos cuadrados ordinarios. ....	42
5.2.8 Inferencia estadística. ....	43

5.2.9	Regresión con variables dicótomas.....	44
5.2.10	Prueba Jarque-Bera.....	45
5.2.11	Series de tiempo estacionarias.....	45
5.2.12	Modelo autorregresivo con heterocedasticidad condicional.....	47
6.	Metodología.....	49
6.1	Etapa I: Datos.....	49
6.2	Etapa II: Test Estacionariedad.....	52
6.3	Etapa III: Análisis de regresión con el método de mínimos cuadrados ordinarios.....	52
6.4	Etapa IV: Pruebas con modelos autorregresivos ARCH y GARCH.....	56
7.	Datos y resultados.....	57
7.1	Análisis estadístico.....	57
7.2	Test de raíz unitaria.....	59
7.2.1	Prueba Dickey Fuller Aumentada (DFA).....	59
7.2.2	Prueba de Phillips Perron (PP).....	60
7.3	Análisis de regresión utilizando el método de mínimos cuadrados ordinarios (MCO).....	61
7.3.1	Efecto día de la semana.....	61
7.3.2	Efecto Enero.....	67
7.3.3	Efecto fin de mes.....	69
7.3.4	Efecto fin de mes.....	71
7.3.5	Evaluación de supuestos de MCO.....	73
7.3.6	Análisis de efectos ARCH en los modelos de regresión.....	74
8.	Conclusiones.....	85

9.	Recomendaciones.....	89
	Referencias bibliográficas.....	90

**Lista de Figuras**

Figura 1. Publicaciones por año.....	21
Figura 2. Mapa de calor de acuerdo a las publicaciones por país.....	22
Figura 3. Nube de palabras. ....	24
Figura 4. Mapa de autores y publicaciones realizadas. Relaciona las publicaciones con su respectivo autor e ilustra las colaboraciones entre autores. ....	25
Figura 5. Distribución de las publicaciones por área de estudio.....	25

**Lista de Tablas**

Tabla 1. <i>Principales bolsas de valores de Latinoamérica</i> .....	51
Tabla 2. <i>Análisis estadístico preliminar</i> .....	58
Tabla 3. <i>Prueba raíz unitaria (DFA)</i> .....	60
Tabla 4. <i>Prueba raíz unitaria (PP)</i> .....	60
Tabla 5. <i>Efecto día de la semana Merval</i> .....	61
Tabla 6. <i>Efecto día de la semana BOVEPSA</i> .....	63
Tabla 7. <i>Efecto día de la semana IPSA</i> .....	64
Tabla 8. <i>Efecto día de la semana COLCAP</i> .....	65
Tabla 9. <i>Efecto día de la semana IPC</i> .....	66
Tabla 10. <i>Efecto enero índices bursátiles</i> .....	68
Tabla 11. <i>Efecto enero en COLCAP</i> .....	69
Tabla 12. <i>Efecto fin de mes</i> .....	69
Tabla 13. <i>Efecto fin de mes COLCAP</i> .....	71
Tabla 14. <i>Efecto fin de año</i> .....	71
Tabla 15. <i>Efecto día de la semana Merval. GARCH (1.1)</i> .....	75
Tabla 16. <i>Efecto día de la semana BOVEPSA. GARCH (1.1)</i> .....	76
Tabla 17. <i>Efecto día de la semana IPSA. GARCH (1.1)</i> .....	77
Tabla 18. <i>Efecto día de la semana COLCAP. GARCH (1.1)</i> .....	78
Tabla 19. <i>Efecto día de la semana IPC. GARCH (1.1)</i> .....	79
Tabla 20. <i>Efecto enero GARCH (1.1)</i> .....	81
Tabla 21. <i>Efecto fin de mes GARCH (1.1)</i> .....	82

Tabla 22. <i>Efecto fin de mes COLCAP GARCH (1.1)</i> .....	83
Tabla 23. <i>Efecto fin de año GARCH (1.1)</i> .....	84

**Lista de apéndices**

Apéndice A. Resultados de pruebas ARCH

Apéndice B. Artículo de carácter publicable.

## Resumen

**Título:** Evaluación de anomalías calendario en los principales mercados bursátiles de América Latina\*

**Autores:** Juan Sebastian Serrano Rojas \*\*

**Palabras Claves:** Anomalías calendario, eficiencia de mercado, efecto día de la semana, efecto enero, efecto fin de mes, efecto fin de año.

**Descripción:** De acuerdo con la teoría de la eficiencia de mercados enunciada por (Fama, 1970), la información se encuentra reflejada en el mercado. Sin embargo, a lo largo de los últimos años se han desarrollado distintas investigaciones que ponen en entredicho esta teoría. Entre estas investigaciones se encuentran las de efectos estacionales o anomalías calendario, las cuales afirman que en diferentes periodos a lo largo del año se pueden obtener rendimientos extraordinarios en comparación con otros periodos del año.

La presente investigación se enfoca en evaluar estos efectos calendario en los mercados bursátiles de los cinco principales índices en Latinoamérica. Los efectos para evaluar son el efecto día de la semana, el efecto enero, el efecto fin de mes y el efecto fin de año. Para realizar estos análisis se utiliza la metodología tradicional del método de mínimos cuadrados ordinarios (MCO) y además se plantean modelos autorregresivos tipo GARCH (1.1). También se hace un aporte en la metodología de estudio del efecto fin de año, al calcular de manera diferente los rendimientos de cada uno de los índices para este periodo. Asimismo, para el mercado colombiano se utiliza el índice COLCAP a diferencia de los demás estudios que utilizan el índice IGBC. Los resultados de estos análisis dan indicios de la presencia de cada uno de estos efectos en algunos de los índices en los diferentes periodos analizados.

---

\* Trabajo de grado

\*\* Facultad de ingenierías Físico-Mecánicas. Escuela de Estudios Industriales y Empresariales. Director: José Alonso Caballero Márquez, Magister en Ingeniería Industrial y Codirectores: Martha Liliana Torres Barreto Doctora en Ciencias Económicas y Mauricio José Martínez Pérez Magister en Ingeniería Industrial

### Abstract

**Title:** Calendar anomalies in the main stock markets in Latin America. \*

**Authors:** Juan Sebastian Serrano Rojas. \*\*

**Key words:** Calendar effects, market efficiency, Day of the week effect, January effect, Turn of the month effect, Turn of the year effect.

#### **Description:**

According to the theory of market efficiency enunciated by (Fama, 1970), the information is reflected in the market. However, over the last few years different research has been developed that call this theory into question. These researches include seasonal effects or calendar anomalies, which state that in different periods throughout the year extraordinary returns can be obtained compared to other periods of the year.

This research focuses on evaluating these calendar effects on the stock markets of the five most important indices in Latin America. The effects to evaluate are the day of the week effect, the January effect, the turn of the month effect, and the turn of the year. The traditional methodology of the Ordinary Least Squares (MCO) method is used to carry out these analyses and proposes autoregressive models such as GARCH (1.1). A contribution is also made in the methodology of study of the turn of the year effect, by a different form of calculating the returns of each of the indices for this period. Also, the COLCAP index is used for the Colombian market, while other studies using the IGBC index. The results of these analyses give evidence of the presence of each of these effects in some of the indices in the different periods analyzed. The results of these analyzes show a presence of each of these effects in some of the indices in the different periods analyzed

---

\* Bachelor thesis

\*\* Facultad de ingenierías Físico-Mecánicas. Escuela de Estudios Industriales y Empresariales. Director: José Alonso Caballero Márquez Magister en Ingeniería Industrial y Codirectores: Martha Liliana Torres Barreto Doctora en Ciencias Económicas y Mauricio José Martínez Pérez Magister en Ingeniería Industrial

## Introducción

Han sido varios los autores quienes han puesto en tela de juicio la eficiencia de los mercados y las caminatas aleatorias (random walks). De acuerdo con los principios de la hipótesis de mercados eficientes enunciada por (Fama, 1970), toda la información existente en los mercados se encuentra reflejada en los precios de los activos. Sin embargo, la aparición de anomalías de tipo calendario parecen contradecir esta hipótesis. Estas anomalías se manifiestan a través de un patrón característico del precio de las acciones y los índices bursátiles en diferentes días de la semana o diferentes meses del año (Karanovic & Karanovic, 2018)

Las anomalías de tipo calendario han sido ampliamente estudiadas a lo largo de los últimos 50 años. Investigaciones destacadas como las realizadas por (Gibbons & Hess, 1981) y (Lakonishok & Smidt, 1988) han sido de gran aporte para el estudio de los efectos día de la semana y mes del año respectivamente. Diferentes investigaciones como la realizada por (Ariel, 1987) se han enfocado en analizar el efecto fin de mes o como la realizada por (Smidt & Lakonishok, 1984), se han enfocado en analizar el efecto fin de año.

Son poco frecuentes los estudios de más de dos efectos calendario en más de un mercado bursátil. (Agrawal & Tandon, 1994) es uno de los estudios más emblemáticos de este tipo. La investigación se lleva a cabo en 18 países alrededor del mundo. Por su parte, (Rossi & Gunardi, 2018) analizan 4 de los principales mercados europeos. (Aguirre, 2013) centra su investigación en países miembros del Mercado Integrado Latinoamericano (MILA).

Recientes investigaciones, se han realizado en mercados diferentes a Estados Unidos como lo es el caso de la realizada por (Gbeda & Peprah, 2018) enfocada en el continente africano.(Kumar, 2015) analiza el mercado Indio y (Alves, 2011) estudia los efectos calendario en el mercado ruso, portugués y alemán. En Latinoamérica, se han realizado estudios del efecto día de la semana (K. Rodríguez, 2009), el efecto enero (Herrera & Rodríguez, 2010),el efecto fin de mes (W. K. Rodríguez & Yáñez, 2015), entre otros. Sin embargo, la mayoría de los estudios de anomalías de efecto calendario fuera de Estados Unidos, se centran en mercados desarrollados de Europa, generando una brecha significativa en la cantidad de investigaciones en comparación con los mercados emergentes latinoamericanos. Este estudio se propone contribuir a disminuir esa brecha haciendo un aporte a la literatura del estudio de anomalías de efecto calendario en los principales mercados bursátiles latinoamericanos.

En la presente investigación, se busca verificar la existencia de anomalías de efecto calendario en los principales índices bursátiles de América Latina (Brasil, México, Argentina, Chile y Colombia) para un periodo de 20 años (2000-20019). Las anomalías que se evaluarán son el efecto enero, el efecto día de la semana, el efecto fin de mes y el efecto fin de año. Para esto se toman los precios de cierre diarios y mensuales de cada uno de los índices. Posteriormente se realiza un análisis preliminar estadístico y gráfico, seguido de pruebas de estacionariedad de los datos. Luego se realizan un análisis de regresión a través del método de mínimos cuadrados ordinario y finalmente se evalúan los resultados a través de modelos autorregresivos ARCH y GARCH.

## **1. Objetivos**

### **1.1 Objetivo general**

Verificar la presencia anomalías calendario en los principales mercados latinoamericanos, a través de la aplicación de pruebas de estadísticas a sus respectivos índices bursátiles

### **1.2 Objetivos específicos**

- Revisar la literatura relacionada con las anomalías calendario, para identificar metodologías existentes que permitan verificar este comportamiento en los mercados bursátiles
- Revisar los fundamentos teóricos referentes a la econometría de series de tiempo con la intención de facilitar la comprensión de la terminología y modelos matemáticos utilizados en la investigación
- Comprobar la existencia de los 4 tipos de anomalías calendario en los principales mercados bursátiles de América Latina, aplicando la metodología identificada
- Elaborar un artículo de carácter publicable a partir de los resultados de la investigación

## **2. Resultados esperados**

- Una revisión de literatura donde se enuncian los trabajos más relevantes relacionados con las anomalías de efecto calendario y se resaltan algunas metodologías.

- Marco teórico donde se señalan pruebas estadísticas de econometría que se utilizaran durante la metodología.
- Evaluación empírica de la existencia de los 4 tipos de anomalías calendario en los principales mercados bursátiles de América Latina
- Artículo académico de carácter publicable basado en los resultados de trabajo de investigación realizados
- Documento de tesis de pregrado en la cual se evidencian los resultados obtenidos

### **3. Revisión de la literatura**

#### **3.1 Análisis bibliométrico**

El estudio de la investigación se inició con una búsqueda avanzada de artículos científicos el cual fue realizado por medio de la plataforma virtual de la base de datos WEB OF SCIENCE, la cual pertenece a los recursos electrónicos disponibles de la Universidad Industrial de Santander. Inicialmente se utilizó la ecuación 1, la cual arrojó un total de 195 resultados.

$$\begin{aligned}
 TS = & (((calendar \text{ AND } anomalies) \text{ OR } (stock \text{ AND } market \text{ AND } anomalies) \text{ OR } (calendar \text{ AND } \\
 & effects) \text{ OR } (behavioral \text{ AND } biases \text{ AND } finance) \text{ OR } (behavioral \text{ AND } biases \text{ AND } stock \text{ AND } \\
 & market) \text{ OR } (stock \text{ AND } market \text{ AND } phenomenon) \text{ OR } ("january \text{ effect}")) \text{ OR } ("day \text{ of } the \text{ week}")) \\
 & \text{ OR } (turn \text{ of } the \text{ month}) \text{ OR } ("turn \text{ or } the \text{ year}")) \text{ AND } ((efficient \text{ AND } market) \text{ OR } (market \text{ AND } \\
 & efficiency \text{ AND } hypothesis)))
 \end{aligned}
 \tag{1}$$

A medida que se avanzaba en la investigación, se hacía necesario encontrar trabajos publicados enfocados para América Latina. Con la ecuación anterior únicamente se obtenían resultados para los mercados de Estados Unidos, Europa y el sur de Asia, por lo cual, se decidió añadir términos en español para cubrir esta necesidad de información. A continuación, la ecuación 2 de búsqueda final obtenida para Web of Science.

$$TS=(((calendar\ AND\ anomalies)\ OR\ (stock\ AND\ market\ AND\ anomalies)\ OR\ (calendar\ AND\ effects)\ OR\ (behavioral\ AND\ biases\ AND\ finance)\ OR\ (behavioral\ AND\ biases\ AND\ stock\ AND\ market)\ OR\ (stock\ AND\ market\ AND\ phenomenon)\ OR\ (anomalias\ AND\ calendario)\ OR\ (anomalias\ AND\ bursatiles)\ OR\ (anomalias\ AND\ calendario\ AND\ latinoamerica)\ OR\ (anomalias\ AND\ bursatiles\ AND\ latinoamerica)\ OR\ ("efecto\ enero")\ OR\ ("efecto\ fin\ de\ mes")\ OR\ ("efecto\ dia\ de\ la\ semana")\ OR\ ("efecto\ fin\ de\ año")\ OR\ ("january\ effect")\ OR\ ("day\ of\ the\ week")\ OR\ (turn\ of\ the\ month)\ OR\ ("turn\ or\ the\ year"))\ AND\ ((efficient\ AND\ market)\ OR\ (market\ AND\ efficiency\ AND\ hyphotesis)\ or\ (mercados\ AND\ eficientes)\ OR\ (eficiencia\ AND\ mercado))) \quad (2)$$

Con esta ecuación se obtuvo un total de 195 resultados a los cuales se les aplicó un proceso de refinamiento. El proceso consistió en escoger únicamente categorías relacionadas con la temática de la presente investigación las cuales son: economía, negocios, finanzas, administración, ciencias multidisciplinarias, matemáticas aplicadas y ciencias sociales. Una vez aplicado el filtro por categoría se obtiene un total de 168 resultados.

El proceso de búsqueda avanzada se replicó en la plataforma virtual de base de datos SCOPUS, la cual al igual que WEB OF SCIENCE pertenece a los recursos electrónicos disponibles de la Universidad Industrial de Santander. Se realiza una búsqueda avanzada preliminar donde se obtienen 342 documentos. Posteriormente se aplica un proceso de refinado que inicialmente se filtra por categoría. Las categorías seleccionadas son economía, econometría, negocios, administración, contaduría, ciencias de computación, ciencias humanas, ciencias de decisión y multidisciplinaria. Se restringe a únicamente documentos de tipo artículos y los idiomas seleccionados son inglés, portugués y español.

Una vez aplicado el proceso de refinado a los resultados de la base de datos SCOPUS, se obtiene un total de 253 documentos.

Para obtener un análisis bibliométrico más detallado de los resultados obtenidos tanto en SCOPUS como en WEB OF SCIENCE con la ecuación de búsqueda establecida, se recurre al software VANTAGEPOINT.

VANTAGEPOINT es una herramienta de minería de texto, la cual permite obtener una mejor perspectiva de los resultados obtenidos en bases de datos. Cuenta con la posibilidad de refinar los datos ingresados y generar reportes en una interfaz interactiva. Esto lo hace organizando la información de forma que sea más fácil para el lector visualizarla y procesarla. Además, permite explorar, recolectar, analizar e interpretar información precisa que aporta valor a los análisis estadísticos sobre autores, organiza la información adecuadamente, optimizando los tiempos y resultados de la investigación.

Inicialmente, se exportan los resultados de las bases de datos (WEB OF SCIENCE y SCOPUS) al software VANTAGEPOINT. Luego se fusionan los datos de las dos bases para obtener un análisis completo. Se analizan los volúmenes de publicaciones a lo largo de las últimas décadas, la actividad alrededor del mundo, los autores y sus colaboraciones entre sí, además de las palabras destacadas.

A continuación, en la figura 1 se muestra el comportamiento de la cantidad de publicaciones con el paso del tiempo.

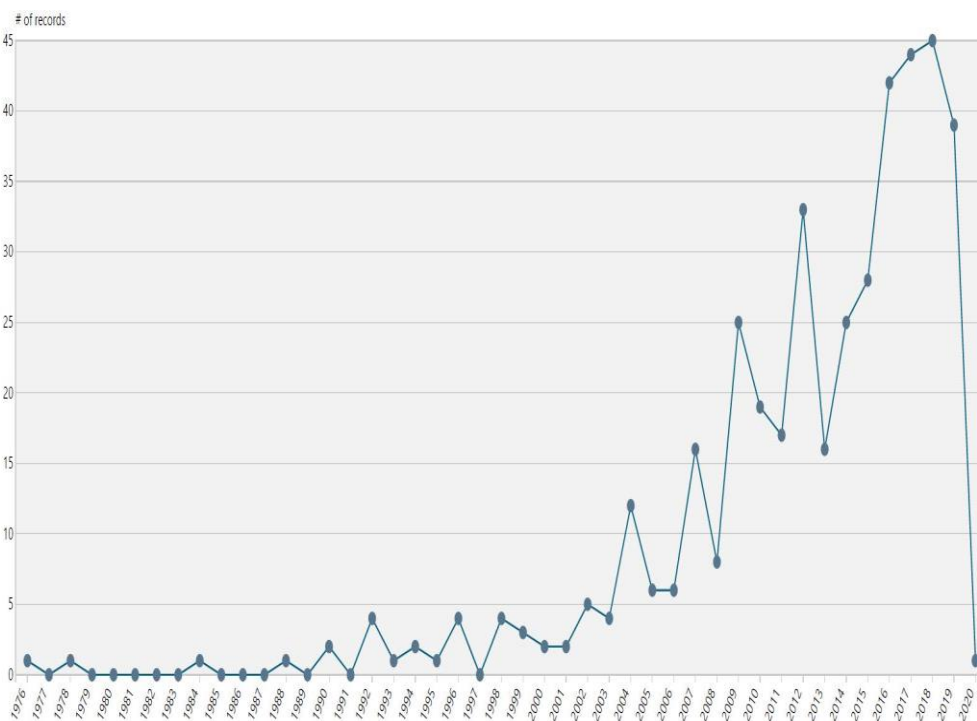


Figura 1. Publicaciones por año. Adaptado del software VANTAGEPOINT 2019

De la figura 1, es posible apreciar el incremento en la cantidad de publicaciones que ha ocurrido a lo largo de los años. Se considera un incremento considerable en el inicio del año

2000, pero el incremento más considerable está ocurriendo desde el año 2010 en adelante. Es necesario recordar que la cantidad de publicaciones para el año 2019 corresponden a lo que va corrido del año y que, la cantidad de publicaciones en el año 2020, corresponden a trabajos que ya tienen programada su fecha de publicación. Estos resultados permiten inferir que los temas relacionados con la temática de la presente investigación son cada vez de mayor interés para el sector académico. A pesar de que las primeras publicaciones sobre eficiencia de mercados y anomalías bursátiles se dieron en la década de 1970, es ahora cuando más se estudian, llegando en 2019 a la cifra de 45 publicaciones sin haber siquiera terminado el año.

En la figura 2, que se enseña a continuación, se muestra la cantidad de publicaciones por países o regiones.

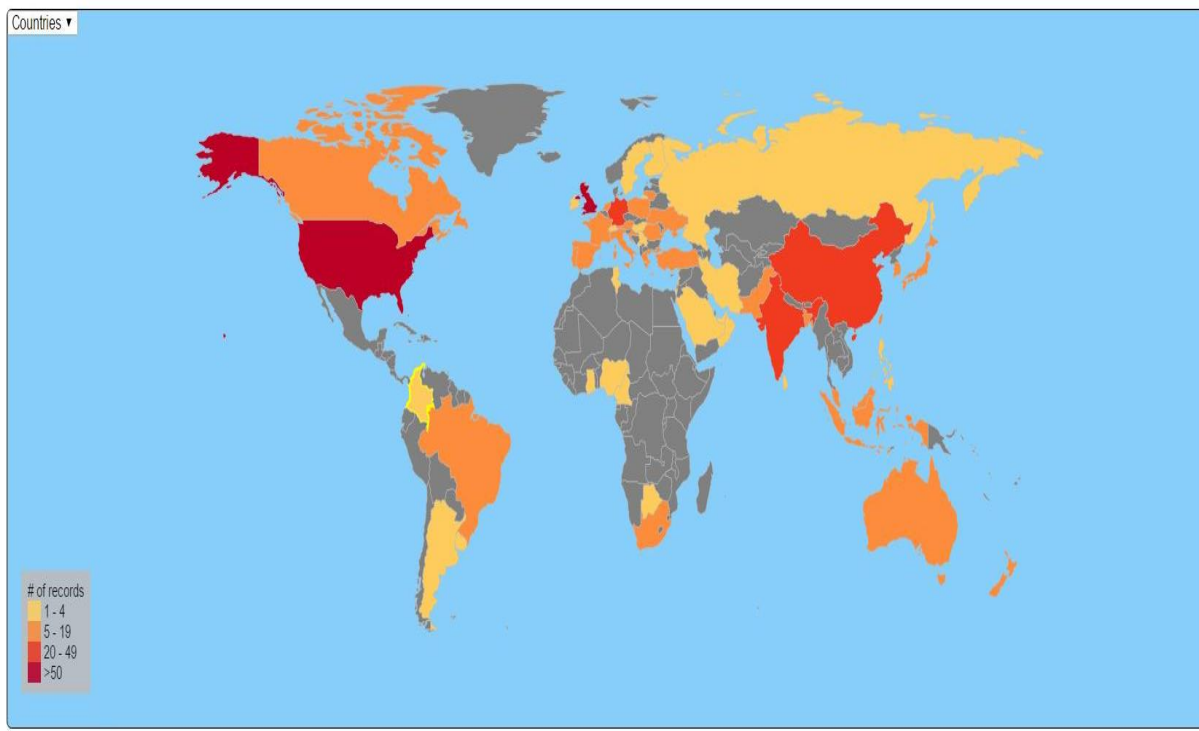


Figura 2. Mapa de calor de acuerdo con las publicaciones por país. Adaptado del software VANTAGEPOINT 2019

Se puede afirmar a partir de la figura 2 que el estudio de la temática de la presente investigación se encuentra concentrado en Estados Unidos y en Reino Unido. La mayor parte de países de Europa presentan actividad considerable de acuerdo con el mapa de calor. Cabe resaltar que más de 20 publicaciones vienen de China e India respectivamente. La figura 2 ilustra, además, la brecha que existe en la literatura entre los estudios realizados en mercados y desarrollados y los mercados emergentes. Para América Latina, Brasil cuenta con menos de 20 publicaciones, mientras Colombia y Argentina cuentan con menos de 4 publicaciones cada una.

La figura 3 corresponde a una nube de palabras, donde se ven de mayor tamaño las palabras que más se repiten en los documentos. Además, la cercanía entre las palabras indica que tanto aparecen juntas en un mismo artículo. Analizando la figura 3, es notorio que las palabras que más se repiten son las relacionadas con la eficiencia de mercado. Además, juzgando por la cercanía se puede suponer que aparecen junto con palabras como volatilidad, rendimientos y comportamiento. También se puede detallar que la palabra anomalías está muy relacionada con la hipótesis de mercado eficiente, palabras como precios, estrategias, liquidez estacionalidad se repiten poco entre los documentos analizados. Cabe resaltar que palabras en español que fueron incluidas en la ecuación de búsqueda no aparecen en la nube de palabras. Puede suponerse que aparecen con baja frecuencia entre los resultados arrojados por las bases de datos. Además, de las palabras relacionadas con los efectos a estudiar en la presente investigación, únicamente se ve el efecto enero.



Figura 3. Nube de palabras. Adaptado del software VANTAGEPOINT 2019

La figura 4 ilustra la cantidad de publicaciones por autor. Además, evidencia la relación existente entre autores que han trabajado en una misma publicación. Plasturn A. es el autor que más publicaciones registra en las dos bases de datos. Cuenta con 7 publicaciones en SCOPUS y con 5 en WEB OF SCIENCE. En la figura 4 se puede observar que tres de sus publicaciones en SCOPUS se han trabajado en conjunto con Caporale, dos en conjunto con Caporale y con Gil-Alana, una con Gupta R. y una publicación sin colaboraciones. De igual forma se detalla que para WEB OF SCIENCE trabaja cuatro publicaciones con Caporale y una publicación sin colaboraciones. Caporale es el segundo autor que más presenta publicaciones en las dos bases de datos. Cuenta con 5 publicaciones en la base de datos SCOPUS y con 4 publicaciones en WEB OF SCIENCE. El tercer autor que más publicaciones aporta es Kumar, S. quien en todas sus publicaciones no registra colaboraciones con los autores que más registran publicaciones.

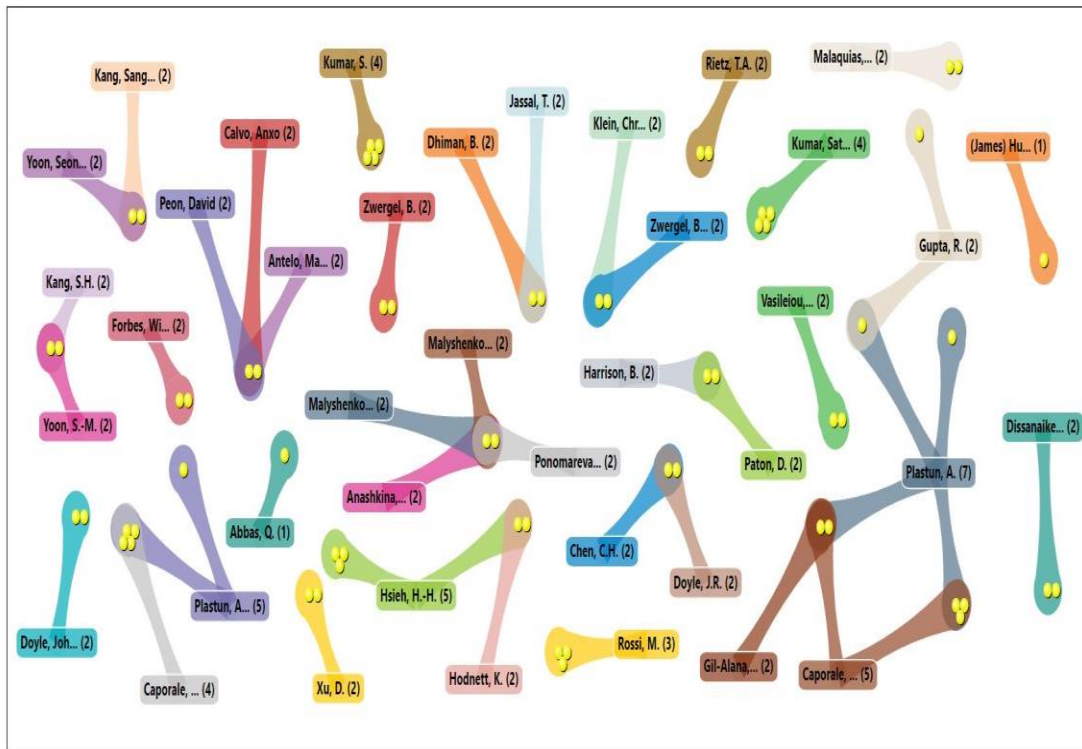


Figura 4. Mapa de autores y publicaciones realizadas. Relaciona las publicaciones con su respectivo autor e ilustra las colaboraciones entre autores. Adaptado del software VANTAGEPOINT 2019

La figura 5 ilustra la distribución de los resultados por área de estudio. Es pertinente recordar que previamente se realizó un proceso de refinado a la búsqueda avanzada.

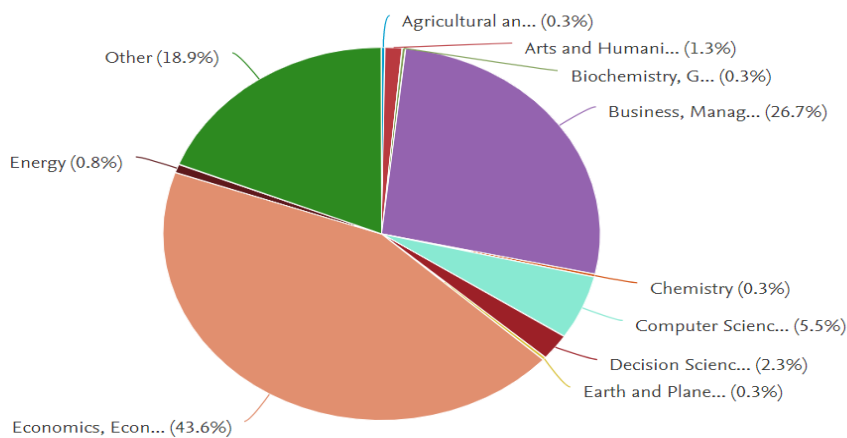


Figura 5. Distribución de las publicaciones por área de estudio. Adaptado del software VANTAGEPOINT 2019

De acuerdo con lo que se buscaba en el proceso de refinado de los resultados de la búsqueda avanzada, la figura 5 evidencia que más del setenta por ciento de las publicaciones están relacionadas con las áreas de economía, negocios y administración.

### **3.2 Análisis preliminar de la literatura**

El primer estudio conocido sobre el efecto de las anomalías de tipo calendario fue el realizado por (Fields, 1931), donde buscaba comprobar los rumores de la época, los cuales afirmaban que los sábados al ser el día anterior a un feriado bursátil, se obtenían retornos más bajos que el resto de los días de la semana, particularmente justo antes del cierre. Por el contrario, a través de un análisis estadístico de los precios de cierre encontró que, en promedio, eran más altas las rentabilidades los sábados que los lunes o viernes. A partir de esto, se realizaron diferentes investigaciones como el efecto fin de mes, el efecto mes del año, el efecto fin de año y el efecto día de la semana, entre otros.

El efecto día de la semana ha sido ampliamente estudiado por distintos autores como (Cross, 1973), quien analizó el índice SP 500 para un periodo de 17 años (1953-1970) y encontró que las rentabilidades diarias promedio de los lunes eran notoriamente más bajas en comparación con los viernes y con el resto de los días de la semana. Más adelante, (French, 1980) estudió el índice SP 500 para un periodo de 24 años (1953-1977) y a través de pruebas de estadística descriptiva, regresiones lineales y prueba de análisis de inferencia bayesiana, no solo encontró que el promedio de rentabilidad diaria de los lunes era menor al del resto de los días de la semana, sino que además era negativo. Acusó de esta anomalía a un “efecto fin de semana”. Estos resultados son confirmados más adelante por (Gibbons & Hess, 1981) quien encuentra un promedio en los

rendimientos diarios negativo para los lunes y además, amplía el estudio a los bonos del tesoro donde encuentra rendimientos menores en promedio para los lunes en comparación con los demás días de la semana.

En los últimos años, se han realizado numerosas investigaciones de efecto día de la semana en diferentes lugares del mundo. En el continente africano, se destacan investigaciones como (Lobão, 2018) y (Gbeda & Peparah, 2018). A su vez, numerosos artículos se han enfocado en los mercados bursátiles europeos, entre los cuales sobresalen (Alves, 2011), (Karanovic & Karanovic, 2018), (Maria Caporale & Zakirova, 2017). Una de las investigaciones más recientes (Rossi & Gunardi, 2018), analiza los principales índices bursátiles de Francia, Alemania, Italia y España, utilizando el método de mínimos cuadrados ordinarios y modelos de heterocedasticidad condicional autorregresiva generalizada (GARCH). Sin embargo, no se evidencia presencia de anomalías de efecto día de la semana en el periodo analizado de 10 años (2001-2010).

Probablemente, el efecto enero junto con el efecto día de la semana, sean las anomalías calendario que más han sido estudiadas. (Wachtel, 1942) fue el primero en evidenciar una posible anomalía a finales de diciembre y durante gran parte del mes de enero, esto lo hizo analizando el promedio industrial de Dow Jones por un periodo de 15 años (1927-1942). Posteriormente (Rozeff & Kinney, 1976) aplicando pruebas de estadística descriptiva, pruebas paramétricas y no paramétricas encuentran resultados muy similares a los de (Wachtel, 1942) con un rendimiento promedio más alto para el mes de enero en comparación con el resto de los meses del año. (Keim, 1983) confirma estos resultados e incluso, especifica que los rendimientos anormales pueden ser atribuibles a los primeros 5 días del mes, especialmente el primer día. En

los años siguientes, se publican revisiones importantes como las de (Thaler, 1987) y (Fama, 1991).

Entre los estudios más recientes del efecto enero, sobresale el realizado por (Perez, 2018), donde se estudian los precios de cierre de 106 índices en 86 países y jurisdicciones. Para comprobar la normalidad de los datos, se aplican las pruebas Anderson Darling y Lilliefors. Posteriormente, realiza las pruebas no paramétricas Kruskal Wallis y Wilconxon, con las cuales concluye que, a pesar de ciertos casos específicos, el efecto enero tiende a desaparecer.

Otra anomalía de gran interés para inversionistas e investigadores es la relacionada con los fines de mes. Fue descubierta por (Ariel, 1987), quien analizó los últimos y primeros 9 días de cada mes, encontrando que el último día de cada mes, tenía rendimientos promedio mayores a los del resto de días. Además, encontró que los rendimientos más altos en promedio se dan en la primera mitad del mes. Estos resultados son confirmados en la investigación realizada por (Lakonishok & Smidt, 1988), donde además se evidencia que los rendimientos más altos en promedio se encuentran en el último día del mes anterior y los primeros 3 días del mes siguiente. Estos resultados los logra analizando el índice industrial de Dow Jones por aproximadamente 90 años (1896-1986).

Desde la década de los 90 hacia delante, se han publicado diferentes investigaciones que corroboran el efecto fin de mes, como es el caso de (Barone, 1990), el cual analiza el mercado bursátil italiano. Casos más recientes son los realizados por (Kumar, 2015), (Chen, Frijns, Indriawan, & Ren, 2019), (Winkelried & Iberico, 2018) y (Kinateder, Weber, & Wagner, 2019).

Este último analiza los mercados bursátiles de Brasil, Rusia, India, China y Sudáfrica mediante modelos de heterocedasticidad condicional autorregresiva generalizada para la comprobación de diferentes efectos calendario.

Por otra parte, (Smidt & Lakonishok, 1984) estudian el comportamiento de compañías que cotizan en bolsa analizando los rendimientos de los últimos días del año, donde evidencia rendimientos anormales los últimos 5 días del año, lo que sugiere un efecto fin de año. Este efecto es confirmado por (Ariel, 1990) en su estudio sobre los efectos en días pre-festivos. Luego (Lakonishok & Smidt, 1988) analizan este efecto para 3 periodos divididos en periodo pre-Navidad, periodo inter-vacaciones y periodo pre-festivos, encontrando que el aumento de precios de cierre desde el último día de negociación antes de Navidad hasta fin de año supera el 1,5 por ciento. Esta misma metodología es utilizada por (Agrawal & Tandon, 1994) quien la aplica para el estudio de este y otros efectos en los mercados de 18 países, encontrando evidencia del efecto fin de año en la mayoría de los países estudiados.

Las investigaciones más recientes se han enfocado en estudiar otros tipos de anomalías diferentes a la de fin de año, sin embargo, algunos autores insisten en investigarla. (Sander & Veiderpass, 2013) analizan este efecto en los países bálticos por un periodo de aproximadamente 13 años (2000-2012). Utilizan los precios de cierre de cada uno de los índices y los volúmenes de transacción y a través del método de mínimos cuadrados ordinarios, concluyendo que el efecto fin de año está presente en los 3 mercados analizados.

La gran mayoría de los estudios realizados sobre los efectos de anomalías calendario se han enfocado a los mercados de Estados Unidos y Europa, generando una gran brecha en la literatura con los estudios en mercados emergentes. A pesar de esto, ciertos estudios han sido de gran aporte para la literatura en los mercados latinoamericanos. El efecto día de la semana cuenta con estudios como los realizados por (K. Rodríguez, 2009), (Winkelried & Iberico, 2018), (Cabello & Ortiz, 2004), (Silva, Melo, & Pinto, 2013) y (Kristjanpoller Rodríguez, 2012). Un estudio sobresaliente sobre esta anomalía y el efecto enero fue el realizado por (Rojas & Kristjanpoller, 2014) donde analiza los principales índices de los seis principales mercados latinoamericanos empleando modelos autorregresivos condicionalmente heterocedásticos y adicionalmente, una corrección mediante el procedimiento Bonferroni.

Por otra parte, el efecto enero también cuenta con investigaciones como las realizadas por (Cabello & Ortiz, 2004), (Rojas & Kristjanpoller, 2014), (Winkelried & Iberico, 2018), (Herrera & Rodríguez, 2010) y (Garay & Demmler, 2019). Esta última investigación evalúa el efecto enero en el mercado bursátil mexicano, específicamente en cada uno de los 7 índices sectoriales que componen el IPC (Índice de Precios y Cotizaciones).

Finalmente, (W. K. Rodríguez & Yáñez, 2015) estudian los índices característicos y acciones en particular de los mercados accionarios de México, Chile, Perú, Colombia, Argentina y Brasil, evidenciando un efecto fin de mes en los índices bursátiles de los 6 países mencionados. Además, evidencian el efecto fin de mes en la volatilidad y en el volumen de transacción.

En la literatura de las anomalías calendario en países emergentes latinoamericanos, no se encontraron aportes al efecto fin de año.

#### **4. Planteamiento del problema**

De acuerdo con el análisis bibliométrico, el número de publicaciones relacionadas con la temática de la presente investigación es cada vez mayor. El número de artículos publicados ha tenido un aumento significativo especialmente en los últimos 10 años. Esto demuestra que este, es un tema de interés creciente entre la comunidad académica.

Por otra parte, el mismo análisis bibliométrico evidencia la existencia de una gran brecha entre la literatura de los mercados bursátiles desarrollados del resto del mundo y los mercados bursátiles emergentes latinoamericanos. A pesar de que las anomalías de efecto calendario son ampliamente estudiadas a nivel mundial, son pocas las investigaciones donde se evalúan más de dos efectos y donde se evalúa más de un mercado. A nivel latinoamericano solo (Aguirre, 2013) ha realizado un análisis similar.

La presente investigación inicialmente se propone realizar un aporte a la literatura de presencia de anomalías calendario en mercados bursátiles de Latinoamérica, con el fin de reducir esa brecha significativa que existe con respecto a los mercados desarrollados del resto del mundo. Además, realiza un aporte en el tipo de investigación, al realizar un estudio de 4 efectos de anomalías calendario en 5 mercados. Por último, esta investigación realiza un aporte a la metodología de estudio de fin de año en Latinoamérica, al evaluar únicamente los últimos 4 días del año y realizar un análisis con modelos de heterocedasticidad autorregresivos.

Los resultados de esta investigación se muestran de gran utilidad para inversionistas como extranjeros de estos mercados. La existencia de alguna de estas anomalías implicaría rendimientos anormales superiores en ciertos días del año, lo que se convierte en una ayuda para el momento de decidir el cuándo invertir. Además, se ven favorecidos otros actores como asesores financieros, corredores bolsa e incluso el sector empresarial y bancario latinoamericanos, al momento de decidir cuándo emitir acciones y otros productos financieros. Por último y no menos importante, se benefician todas aquellas investigaciones enfocadas a analizar la eficiencia de los mercados latinoamericanos.

## **5. Marco de referencia**

### **5.1 Marco de antecedentes**

Inicialmente, (Caballero, 2014) estudia el efecto burbuja para los mercados bursátiles de Argentina, Brasil, Chile, Colombia, México y Perú, utilizando una ventana de tiempo de poco más de 14 años (2000-2014). Para realizar el estudio del efecto burbuja, realiza análisis preliminares de estadística descriptiva. Posteriormente, para verificar la normalidad de los datos, utiliza la prueba Jarque-Bera. También analiza estacionariedad de los datos, a través de los test estadísticos Dickey-Fuller Aumentada (ADF), Phillips-Perron (PP) y Kwiatkowski, Phillips, Smichdt y Shin (KPSS). Por último, a través de la prueba de Chow, analiza la existencia de burbujas en cada uno de los mercados señalados previamente. En sus resultados, encuentra que los mercados de Colombia, Perú, Chile y México presentan anomalías de efecto burbuja. Dentro de sus posibles causas, (Caballero, 2014) señala la crisis del 2008 y la dependencia que tienen estos mercados con respecto a los Estados Unidos. Para Brasil y Argentina no puede evidenciar

la presencia de estos efectos a pesar de que se presentan indicios, especialmente a principio de la década del 2000.

La metodología para evaluar la normalidad de los datos y las pruebas que utiliza para evaluar la estacionariedad son de gran ayuda para la presente investigación. Representan una guía especialmente en la metodología.

Por su parte, (Ramirez, 2013) analiza el efecto tamaño para los mercados bursátiles de Brasil, Argentina, México, Colombia, Chile y Perú para un periodo de tiempo de aproximadamente 10 años (2002-2012). Por cada país, escoge un número de empresas de acuerdo con unos criterios establecidos. Realiza un análisis preliminar estadístico, de rentabilidad y riesgo en las carteras de tamaño. Posteriormente, utiliza un modelo de valoración de activos financieros (CAPM). Finalmente, a través de una regresión busca comprobar la hipótesis nula.

Los resultados obtenidos indican que en ninguno de los mercados analizados existe el efecto tamaño planteado en dicha investigación. También concluye que Brasil y México presentan efecto tamaño invertido. Además, Colombia y Chile presentan efecto tamaño, pero únicamente durante un subperiodo.

Esta investigación presenta un marco teórico bastante amplio. Brinda información detallada sobre los distintos mercados bursátiles evaluados y sus respectivos índices. Esta información es requerida por la presente investigación. Además, representa una guía pertinente para la realización de la metodología.

Finalmente, (Garcés, 2014) realiza una investigación en la cual busca comprobar la existencia del efecto manada en los mercados bursátiles de Brasil, Argentina, Chile, Colombia, México y Perú. Esto lo realiza tomando los precios de cierre diario de cada una de las empresas que componen los respectivos índices de las bolsas anteriormente mencionadas. Estos datos se obtienen durante un periodo de 12 años (2002-2014) que a su vez se dividen en 2 subperiodos, antes y después de la crisis del año 2008. Posteriormente aplica unos filtros determinados y procede a clasificar las empresas por sectores. Una vez obtenidos los datos, procede a realizar los cálculos estadísticos y la prueba de normalidad de Jarque-Bera. Evalúa la estacionariedad de los datos a partir de la prueba de Dickey -Fuller Aumentada (ADF). Una vez planteados los modelos de desviación estándar de sección cruzada, realiza un análisis de regresión.

Los resultados obtenidos en esta investigación indican que en Colombia se presenta efecto manada durante toda la ventana de tiempo estudiada tanto en su índice principal (COLCAP) como en sus índices sectoriales. Además, evidencian que el efecto manada se presenta en todos los países, aunque sea uno de sus índices sectoriales, a excepción de México, donde no se presenta efecto manada en ninguno de sus índices

El marco metodológico representa una guía importante para la presente investigación. La descripción de las pruebas de normalidad y de estacionariedad, así como la información de variables dicotómicas y su aplicación en la metodología de estudio.

## **5.2 Marco teórico.**

**5.2.1 Mercado bursátil.** Es donde se concentran tanto la oferta como la demanda sobre los valores en circulación admitidos para cotizar en bolsa. Se compone por empresas, instituciones y personas.

Se considera un ente centralizado y regulado por el estado, que permite a las empresas financiar sus proyectos (colocación de acciones), ofrecer financiamiento al estado (emisión de bonos) y brinda posibilidades de inversión para las personas naturales.

La tendencia, la evolución y el desempeño del mercado bursátil se miden a través de índices, que reflejan los movimientos de los precios por efectos de la oferta y demanda de los activos que se transan en bolsa (“Mercado bursátil - Enciclopedia | Banrepcultural,” n.d.).

## **5.2.2 Descripción de los índices de los principales mercados bursátiles de Latinoamérica.**

**5.2.2.1 BOVESPA.** Es el principal índice bursátil del mercado brasileño. Se compone de las 50 empresas más líquidas que cotizan en la Bolsa de valores de Sao Paulo. Se calcula desde 1968 y desde este entonces, no se le han realizado modificaciones. Alrededor del 70% de la capitalización de la bolsa es debido a las compañías emisoras de las acciones que componen la cartera teórica. Además, un índice de tipo acumulativo al cual se le hace una revisión trimestral.

La bolsa de valores de Brasil opera de lunes a viernes, a excepción de días festivos (“Bovespa: qué es - Diccionario de Economía - elEconomista.es,” 2018)

5.2.2.2 *IPSA*. Es el principal índice bursátil del mercado bursátil chileno. Este compuesto por las 40 empresas con mayor presencia bursátil. El índice se creó en 1977 con base 100, pero en el año 2003 se cambió a una base de 1.000 puntos.

La revisión de la presencia de sus empresas se realiza de forma trimestral, siendo los sectores eléctricos, bancario y comunicaciones los que mayor ponderación tienen dentro de éste para calcularlo, se consideran todas las variaciones de capital de cada acción incluida en el índice, ponderada por el peso relativo de cada una de ellas, siendo dicho peso calculado a partir de una fórmula que tiene en cuenta, tanto la capitalización bursátil, como el número de transacciones y free float (efecto tamaño). La bolsa de valores de Chile opera de lunes a viernes, a excepción de días festivos (“Bolsa de Santiago,” n.d.)

5.2.2.3 *COLCAP*. El COLCAP es el principal índice del mercado colombiano. Refleja el comportamiento de las acciones más liquidas de la bolsa colombiana ponderadas por su capitalización bursátil ajustada. Se publicó por primera vez el 15 de enero del año 2008 con un valor base de 1000 puntos. Desde el año 2013 se convirtió en el principal índice del mercado colombiano, desplazando al IGBC, el cual era el principal índice del mercado colombiano desde el año 2001. Se compone por mínimo 20 acciones de 20 emisores diferentes (“Índices del mercado bursátil colombiano | Banco de la República (banco central de Colombia),” n.d.)

La bolsa de valores de Colombia opera de lunes a viernes, a excepción de días festivos (“Bolsa de Valores de Colombia,” n.d.).

5.2.2.4 *IPC*. Es el índice bursátil más importante de México. El índice de precios y cotizaciones se compone por las 35 empresas con mayor presencia bursátil. Este índice es calculado desde el 30 de octubre de 1978. Desde entonces ha sido el principal indicador del mercado bursátil mexicano. La muestra del IPC se revisa anualmente. El número de series de acciones que conforma la muestra es de 35 series, las cuales varían en función a ciertos criterios de selección. Ninguna emisora tiene un peso mayor al 25% en el índice y la suma de las 4 principales emisoras no exceden el 60% del índice.(Ramírez, 2013).

La bolsa de valores de México opera de lunes a viernes, a excepción de días festivos

5.2.2.5 *MERVAL*. Es el principal índice bursátil del mercado argentino. Fue creado el 3 de junio de 1986. Este índice refleja el valor de mercado de una cartera de acciones que se selecciona teniendo en cuenta el volumen de negociación y la capitalización de los valores negociados en la Bolsa de Comercio de Buenos Aires.

El criterio de selección para que las empresas puedan cotizar en éste se realiza en base al volumen de operaciones y el número de transacciones realizadas en los últimos seis meses.). El balanceo de la composición de las acciones que componen este índice se realiza cada 3 meses.

La bolsa de valores de Argentina opera de lunes a viernes, a excepción de días festivos (“Bolsa de Comercio de Buenos Aires,” n.d.).

**5.2.3 Mercados eficientes.** Los primeros estudios relacionados con la teoría de mercados eficientes fueron realizados por (Bachelier, 1900), quien fue el primero en analizar los movimientos de los precios en la bolsa y concluir que, bajo ciertas hipótesis estos siguen una caminata aleatoria. En su obra, afirma “Las influencias que determinan los movimientos de la Bolsa son incontables: acontecimientos pasados, actuales e incluso previsibles que a menudo, no tienen ninguna relación aparente con esas variaciones , se repercuten sobre su curso” (Bachelier, 1900).

Un largo tiempo después, (Roberts, 1967) enuncia que la eficiencia del mercado se da de 3 formas: la forma débil, la semi-fuerte y la fuerte. Sin embargo, es (Fama, 1970) quien en su emblemático estudio de mercados eficientes analiza estas tres formas de acuerdo a modelos matemáticos. En resumen, la teoría de mercado eficiente se divide en tres hipótesis:

La hipótesis de mercado débil afirma que no hay posibilidad de predecir precios futuros basándose en precios pasados. Es decir, no se puede esperar obtener rendimientos anormales o superiores a los del mercado únicamente realizando análisis de históricos. En resumen, los precios no siguen ningún patrón. Para analizar esta hipótesis de mercado, se han utilizado pruebas como la bolsa de valores como un juego equitativo (fair game), o caminatas aleatorias. Con estos estudios se busca corroborar que los datos no están relacionados entre sí.

La hipótesis de mercado semi-fuerte plantea que en los precios se ve reflejada toda la información de dominio público. Es decir, en esta hipótesis se afirma que los precios son susceptibles a noticias (emisión de acciones, informe de resultados, dividendos), sin embargo, no

es posible obtener rendimientos extraordinarios o por encima de los del mercado. Podría decirse, que no es útil realizar análisis técnicos.

Según la hipótesis de mercado fuerte en los precios se reflejan toda la información, tanto la pública como la privada. Por lo tanto, es imposible en cualquier caso obtener rendimientos superiores a los del mercado. En conclusión, se puede afirmar que la eficiencia de los mercados depende de la transparencia de los participantes operan en este y la suposición de que son totalmente racionales.

**5.2.4 Anomalías calendario.** Las anomalías calendario se refieren a rendimientos anormales en ciertos meses del año, días del mes y días de la semana. Dentro de la presente investigación se abordan los siguientes efectos estacionales.

- El efecto día de la semana el cual consiste en analizar los rendimientos de los 5 días de la semana por un periodo de tiempo establecido, con el fin de encontrar rendimientos anormales en alguno de esos días. De acuerdo con la literatura, el promedio de los rendimientos para el lunes es considerablemente inferior al del resto de días.
- El efecto enero, es quizá la anomalía calendario con más contribuciones en la literatura. Hace referencia a rendimientos anormales durante el primer mes del año, más altos que los del resto de meses. A pesar de que se habían realizado estudios sobre el mes del año antes, (Rozeff & Kinney, 1976) son los primeros evidenciar este efecto tal como se conoce hoy.

- El efecto fin de mes analiza rendimientos anormales durante los últimos días del mes anterior y los primeros días del mes siguiente. Se afirma que el ultima día del mes, se obtienen rendimientos más altos que cualquier otro día. (Ariel, 1987) es quien encuentra este efecto por primera vez en el mercado de Estados Unidos analizando diferentes periodos durante el mes.
- El efecto fin de año se relaciona con los rendimientos anormales que se dan durante los últimos días del mes de diciembre, especialmente el último día de operación del año en las bolsas, y los primeros días del año nuevo. De acuerdo con la literatura, estos rendimientos son más altos en promedio que el resto de los días del año.

**5.2.5 Análisis de series de tiempo.** La mayor parte de estudios financieros y de econometría, centran su atención en el estudio de los rendimientos y no en los precios. De acuerdo con (Campbell, Lo, & MacKinlay, 2012) esto se debe principalmente por dos razones.

La primera razón es que para el inversionista promedio los mercados financieros se comportan de una manera casi perfectamente competitiva, por lo tanto, el tamaño de la inversión no va a afectar los cambios en los precios Esto quiere decir, que en el rendimiento es un resumen completo y a escala de la oportunidad de inversión.

La segunda razón está relacionada con temas teóricos. El estudio de rendimientos tiene aplicaciones estadísticas más atractivas que el estudio de los precios, como lo es el caso de la estacionariedad de los datos.

Dentro de la literatura se encuentran diferentes tipos de análisis de rendimientos como los análisis de rendimientos simples y los compuestos, sin embargo, en la presente investigación se utiliza el análisis de rendimientos continuos

5.2.5.1 *Rendimientos continuos.* Se les llama rendimientos continuos debido a que consideran intervalos de tiempo infinitesimales. Se calculan de la siguiente manera:

$$R_t = \text{Ln}\left(\frac{P_t}{P_{t-1}}\right) \quad (3)$$

Donde,  $R_t$  corresponde a el rendimiento continuo,  $P_t$  es el precio de cierre en el momento  $t$  y  $P_{t-1}$  es el precio de cierre en el momento  $t - 1$ .

**5.2.6 Análisis de regresión.** “El análisis de regresión trata del estudio de la dependencia de una variable (variable dependiente) respecto de una o más variables (variables explicativas) con el objetivo de estimar o predecir la media o valor promedio poblacional de la primera en términos de los valores conocidos o fijos (en muestras repetidas) de las segundas” (Gujarati & Porter, 2009).

El análisis más sencillo y a su vez, el más aproximado es el de la función de regresión poblacional (FRP), la cual se muestra a continuación:

$$Y_i = \beta_1 + \beta_2 X_i + u_i \quad (4)$$

Donde  $Y_i$  representa la variable dependiente, los coeficientes  $\beta_1$  y  $\beta_2$  son los coeficientes de regresión,  $X_i$  es la variable independiente o explicativa y  $u_i$  es la perturbación estocástica. Debido a la dificultad que genera en la práctica, disponer de los datos de la población total, la más conocida es la función de regresión muestral (FRM), que se enseña en la ecuación (5)

$$Y_i = \hat{\beta}_1 + \hat{\beta}_{xi} + \hat{u}_i \quad (5)$$

Cuyas variables son análogas a la ecuación (4) y para esta función  $\hat{u}_i$  representa el residual (muestral).

En la práctica, los modelos de regresión de dos variables tienden a ser inadecuados. Por esta razón, se cuenta con análisis de regresión múltiple. En seguida, la (6) para función de regresión poblacional múltiple.

$$Y_i = \beta_1 + \beta_2 X_{2i} + \beta_3 X_{3i} + u_i \quad (6)$$

Donde  $Y_i$  es la variable dependiente,  $X_2$  y  $X_3$  son las variables explicativas,  $\beta_1$  es el término del intercepto,  $\beta_2$ ,  $\beta_3$  son coeficientes de regresión parcial y  $u_i$  es la perturbación estocástica.

**5.2.7 Método de mínimos cuadrados ordinarios.** Este método fue introducido inicialmente por el célebre matemático alemán Carl Frederich Gauss. Con este método se busca hallar los estimadores que generen la menor diferencia entre los datos de la muestra y la regresión estimada. Es decir, lo que se busca es encontrar los valores para  $\beta_1$  y  $\beta_2$  para los cuales sea menor  $\sum \hat{u}_i^2$ .

Las ecuaciones para cada estimador son:

$$\hat{\beta}_1 = \hat{Y} - \hat{\beta}_2 \bar{X} \quad (7)$$

Donde  $\bar{X}$  y  $\bar{Y}$  son las medias muestrales de X y Y, y donde se definen:

$$x_i = X - \bar{X} \quad (8)$$

$$y_i = Y_i - \bar{Y} \quad (9)$$

Que son las desviaciones respecto a los valores medios. En la ecuación (10) se detalla como calcular el estimador  $\hat{\beta}_2$ .

$$\hat{\beta}_2 = \frac{\sum x_i y_i}{\sum x_i^2} \quad (10)$$

A continuación, en las ecuaciones (11), (12), (13) se evidencia como calcular los estimadores  $\hat{\beta}_1$ ,  $\hat{\beta}_2$  y  $\hat{\beta}_3$  para una regresión parcial.

$$\hat{\beta}_1 = \bar{Y} - \hat{\beta}_2 \bar{X}_2 - \hat{\beta}_3 \bar{X}_3 \quad (11)$$

$$\hat{\beta}_2 = \frac{(\sum y_i x_{2i})(\sum x_{3i}^2) - (\sum y_i x_{3i})(\sum x_{2i} x_{3i})}{(\sum x_{2i}^2)(\sum x_{3i}^2) - (\sum x_{2i} x_{3i})} \quad (12)$$

$$\hat{\beta}_3 = \frac{(\sum y_i x_{3i})(\sum x_{2i}^2) - (\sum y_i x_{2i})(\sum x_{2i} x_{3i})}{(\sum x_{2i}^2)(\sum x_{3i}^2) - (\sum x_{2i} x_{3i})} \quad (13)$$

**5.2.8 Inferencia estadística.** La prueba de hipótesis es un procedimiento para comparar una suposición que se tiene sobre una población en base a la información muestral. Sus componentes principales son:

Una hipótesis nula, que especifica un valor para el parámetro de la regresión.

$$H_0: \beta_k = C \quad (14)$$

Una hipótesis alternativa, que es contraria a  $H_0$ . Ésta puede ser simple o compuesta:

$$H_1: \beta_k > C \quad (15)$$

$$H_1: \beta_k < C \quad (16)$$

$$H_1: \beta_k \neq C \quad (17)$$

Un estadístico de prueba (test t)

$$t = \frac{\hat{\beta}_k - \beta_k}{ee(\hat{\beta}_k)} \quad (18)$$

La decisión de aceptar o rechazar  $H_0$  se toma a partir del valor del estadístico de prueba t, contrastado de manera directa con los valores críticos de la distribución t-Student a cierto nivel de significancia  $\alpha$  especificado por el investigador. Si el estadístico de prueba t cae en la región crítica, no se puede aceptar la hipótesis nula y se dice que el parámetro es estadísticamente significativo; de la misma manera, si el estadístico de prueba t no cae en la región crítica, se acepta la hipótesis nula y se dice que el parámetro no es estadísticamente significativo. (Caballero, 2014)

**5.2.9 Regresión con variables dicótomas.** “Estas variables suelen indicar la presencia o ausencia de una “cualidad” o atributo. Una manera de “cuantificar” tales atributos es mediante variables artificiales que toman los valores 0 o 1, donde 1 indica la presencia (o posesión) de ese atributo y 0 su ausencia.” (Gujarati & Porter, 2009)

Las variables que adquieren valores entre 0 y 1 se denominan variables dicótomas, las cuales son un recurso para clasificar datos en categorías mutuamente excluyentes.

Las variables dicótomas son ampliamente utilizadas con el fin de eliminar el componente estacional de una serie de tiempo, como es el caso de la presente investigación. A este proceso se

le conoce como desestacionalización o ajuste estacional, y la serie de tiempo así obtenida se denomina serie de tiempo desestacionalizada o ajustada por estacionalidad.

**5.2.10 Prueba Jarque-Bera.** Esta prueba se utiliza para determinar si los datos siguen una distribución normal. Es una prueba asintótica, o de muestras grandes. Se basa en los residuos que se generan en los mínimos cuadrados ordinarios. Esta prueba calcula primero la asimetría y la curtosis de los residuos del método de mínimos cuadrados ordinarios. A continuación, la ecuación (19)

$$JB = n \left[ \frac{S^2}{6} + \frac{(k - 3)^2}{24} \right] \quad (19)$$

Donde  $n$  es el tamaño de muestra,  $s$  el coeficiente de asimetría y  $k$  el coeficiente de curtosis.

**5.2.11 Series de tiempo estacionarias.** De acuerdo con (Gujarati & Porter, 2009), puede considerarse un proceso estocástico estacionario si su media y su varianza son constantes en el tiempo. Además, el valor de la covarianza entre dos periodos depende solo de la distancia o rezago entre estos dos periodos, y no del tiempo en el cual se calculó la covarianza. Para determinar la estacionariedad o no de una serie de datos, es común el uso de pruebas de raíz unitaria. Para esta investigación, se utilizarán las pruebas Dickey Fuller Aumentada y Phillips-Perron, las cuales se explica brevemente a continuación:

5.2.11.1 *Prueba de Dickey Fuller Aumentada.* Es una prueba de raíz unitaria. Se utiliza con el fin de determinar si la serie de tiempo es o no estacionaria. Se basa en la prueba Dickey-Fuller (DF), pero a diferencia de esta última, supone que el término de error  $\mu_t$  está correlacionado. (Gujarati & Porter, 2009)

La prueba de Dickey-Fuller en su forma simple, se basa en la estimación en la regresión. En su forma simple, la prueba de Dickey Fuller se basa en la estimación en la regresión (20)

$$\Delta Y_t = \delta Y_{t-1} + \mu_t \quad (20)$$

Donde  $\delta=(\rho-1)$  y  $\Delta$  es el operador de la primera diferencia, por lo tanto, se prueba la hipótesis nula de que  $\delta=0$ , mediante el uso del estadístico  $\tau$  (tau) Si  $\delta=0$ , entonces  $\rho=1$ ; es decir, que se tiene una raíz unitaria, lo cual significa que la serie de tiempo estudiada es no estacionaria.

La prueba DFA se lleva a cabo aumentando los valores rezagados de la variable dependiente  $\Delta Y_t$ . Para un ejemplo específico, se usa a la ecuación (21):

$$\Delta Y_t = \beta_1 + \beta_2 t + \delta Y_{t-1} + \mu_t \quad (21)$$

$$\Delta Y_t = \beta_1 + \beta_2 t + \delta Y_{t-1} + \alpha_i \sum_{i=1}^m \Delta Y_{t-1} + \varepsilon_t \quad (22)$$

Donde  $\varepsilon_t$  es un término de error puro con ruido blanco y donde  $\Delta Y - (t-1) = (Y_{(t-1)} - Y_{(t-2)})$ ,  $\Delta Y_{(t-2)} = (Y_{(t-2)} - Y_{(t-3)})$ . El número de términos de diferencia rezagados que se debe incluir, generalmente se determina de manera empírica. En la DFA se sigue probando la misma hipótesis

nula que en la prueba DF, y por lo tanto se pueden usar los mismos valores críticos. (Caballero, 2014).

*5.2.11.2 Prueba de Phillip-Perron.* Es una prueba de raíz unitaria utilizada en el análisis de series de tiempo. Su finalidad es probar la hipótesis nula de que existe una integración de primer orden en la serie de datos. A diferencia de la prueba DFA que ajusta la prueba DF a fin de tener cuidado de una posible correlación serial en los términos de error al agregar los términos de diferencia rezagados de la regresada, Phillips-Perron utiliza métodos estadísticos no paramétricos para evitar la correlación serial en los términos de error, sin añadir términos de diferencia rezagados.

**5.2.12 Modelo autorregresivo con heterocedasticidad condicional.** Para definir los modelos autorregresivos de heterocedasticidad condicional, se debe primeramente definir algunos conceptos.

*5.2.12.1 Heterocedasticidad.* En estadística se dice que un modelo de regresión lineal presenta heterocedasticidad cuando la varianza de los errores no es constante en todas las observaciones realizadas. (Gujarati & Porter, 2009)

*5.2.12.2 Volatilidad.* Se define la volatilidad como la varianza condicional de la serie subyacente. En el caso de las series de tiempo financieras, se modela la volatilidad de los retornos. (Monsegny & Cuervo, 2008).

5.2.12.3 *Aglomeración de la volatilidad.* La volatilidad tiene tendencia a aparecer agrupada por períodos, es decir, que la volatilidad puede ser alta durante un periodo y baja durante otro. A grandes cambios en la volatilidad siguen cambios grandes; a pequeños cambios, siguen pequeños cambios de volatilidad. (Monsegny & Cuervo, 2008)

5.2.12.4 *Modelos ARCH.* Se introducen por primera vez en los estudios realizados por (Engle, 1982). Estos modelos recogen en sus formulaciones la idea de que existen agrupaciones de volatilidad, es decir, que fuertes fluctuaciones inesperadas en los mercados tienden a venir seguidas de períodos de iguales características, mientras que períodos de estabilidad tienden a venir seguidos de períodos asimismo estables. (Novales, 2013).

En los modelos ARCH, la varianza condicionada a la información pasada no es constante, y depende el cuadrado de las innovaciones pasadas.

5.2.12.5 *Modelo ARCH(q).* El modelo ARCH(q) de forma general es la siguiente.

$$y_t = \varepsilon_t h_t \quad (23)$$

$$h_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i y_{t-i}^2, \quad \alpha_0 > 0, \alpha_i \geq 0, \sum_{i=1}^q \alpha_i \leq 1 \quad (24)$$

Donde  $h_t^2$  es la varianza condicional,  $\varepsilon_t$  es la variable para cuantificar el ruido blanco y  $\alpha_0$  Representan los coeficientes.

5.2.12.6 *Modelo ARCH (1).* El modelo ARCH (1) es un caso especial, donde el valor de  $q$  es igual a 1. A continuación la ecuación (25) detalla un modelo general para esta implicación.

$$y_t = \varepsilon_t h_0 = \varepsilon_t \sqrt{\alpha_0 + \alpha_1 y_{t-1}^2} \quad (25)$$

Siendo  $\varepsilon_t$  un proceso de ruido blanco con varianza igual a 1.

5.2.12.7 *Modelos GARCH.* Son un modelo generalizado del anterior modelo ARCH. Fueron introducidos inicialmente por (Bollerslev, 1986). En estos modelos la estructura de la varianza condicional depende, además, del cuadrado de los errores retrasados que  $q$  periodos como en el modelo ARCH( $q$ ), de las varianzas condicionales retrasadas  $p$  periodos. (Monsegny & Cuervo, 2008).

Únicamente en el caso en que la rentabilidad carezca de autocorrelación, es posible hacer el supuesto GARCH sobre la rentabilidad pues, salvo constantes, coincide con su innovación. (Novales, 2013).

5.2.12.8 *Modelo GARCH (1.1). Puede escribirse como:*

$$y_t^2 = \omega + (\alpha + \beta)y_{t-1} - \beta(y_{t-1}^2 - h_{t-1}^2) + (y_t^2 - h_t^2) \quad (26)$$

Donde los dos últimos términos tienen esperanza condicional igual a cero.

## 6. Metodología

En esta sección se presentan las etapas de la metodología empírica usada para detectar la presencia del efecto de anomalías calendario en los principales mercados bursátiles de Latinoamérica.

### 6.1 Etapa I: Datos.

Esta etapa consiste en obtener los precios de cierre diarios y mensuales de los principales índices de las bolsas de valores más representativas de Latinoamérica (ver tabla1) durante un periodo de tiempo comprendido entre el primer día bursátil del mes de enero del año 2000 hasta el último día bursátil de diciembre del año 2019. Para el cálculo del efecto enero se toman los datos desde diciembre del año 2000 hasta enero del año 2020. La recopilación de los datos y sus respectivos análisis de resultados se realizarán con el dólar como moneda. Los datos se obtienen de la plataforma web Investing y, además, se contrastan con los datos de la plataforma Bloomberg. Para el caso específico de Colombia los precios de cierre del índice se toman desde el 17 de enero del año 2008, la cual fue la fecha de inicio del cálculo de este índice. A su vez, el efecto fin de año para el índice COLCAP se calcula desde diciembre del año 2008 hasta enero del año 2020.

Para evitar sesgos debido a la crisis, y siguiendo las recomendaciones de gran parte de los autores, se establecen 4 periodos a evaluar. El primer periodo abarca la muestra completa de datos. El segundo periodo inicia en enero del año 2000 y termina en diciembre del año 2007, se denomina en esta investigación como periodo “precrisis”. El tercer periodo (“durante-crisis”) va desde enero del año 2008 hasta diciembre del año 2010. Por último, el cuarto periodo, al cual esta investigación le llama “postcrisis” inicia en enero del 2011 y finaliza en diciembre del 2019. Para el caso específico del índice COLCAP, únicamente se maneja periodo.

Para el efecto fin de año se maneja un único periodo el cual cuenta con 20 cambios de año a excepción del mercado colombiano que cuenta con 12 cambios de año.

Tabla 1.

*Principales bolsas de valores de Latinoamérica*

PAÍS	BOLSA DE VALORES
ARGENTINA	Mercado de valores de Buenos Aires MERVAL
BRASIL	Bolsa de valores de Sao Paulo BOVESPA
CHILE	Bolsa de Comercio de Santiago BCS
COLOMBIA	Bolsa de valores de Colombia BVC
MÉXICO	Bolsa Mexicana de valores BMV

Para el cálculo de la rentabilidad diaria y mensual, se sigue el modelo planteado por la literatura. Se procede a calcular la rentabilidad de acuerdo con la ecuación (27):

$$R_{i,t} = \ln\left(\frac{Q_{i,t}}{Q_{i,t} - 1}\right) \quad (27)$$

Donde  $R_{i,t}$  es la rentabilidad diaria o mensual en el día o el mes  $t$  del índice bursátil  $i$ .  $Q_{i,t}$  representa los precios de cierre en el tiempo  $t$  en el mercado  $i$ . Este paso se deberá realizar para todos los datos de las bolsas de valores de Latinoamérica. Se hace uso de la función logaritmo natural con el fin de suavizar las series de datos, permitiendo un mejor manejo sin pérdida de sus propiedades y aprovechando las características estadísticas de los rendimientos continuos.

Además, para evitar datos incorrectos, se eliminan los días festivos para el cálculo de los rendimientos en su forma continua. Para esto, se utiliza la clasificación realizada por (Winkelried

& Iberico, 2018) donde se indican los días festivos de cada uno de los países incluidos en esta investigación.

También se llevará a cabo un análisis estadístico de los rendimientos continuos de cada uno de los índices de las bolsas de valores de Latinoamérica. Para dicho análisis se hará uso de medidas básicas como mínimo, máximo, media aritmética, desviación estándar, asimetría y curtosis. Además, se verifica la normalidad de los datos a través de la prueba Jarque-Bera. Una vez se han realizado las pruebas estadísticas preliminares y de normalidad, se procede a comprobar la estacionariedad de los datos a través los test de raíz unitaria.

## **6.2 Etapa II: Test Estacionariedad.**

Con el fin de garantizar la estacionariedad de los datos, tal como se hace en cualquier análisis clásico de series de tiempo, se procede a realizar las pruebas de Dickey Fuller Aumentada (ADF) y Phillips Perron (PP). Estas pruebas se aplican a los rendimientos diarios y mensuales ya suavizados y en su forma continua, como se indicó en etapas anteriores.

## **6.3 Etapa III: Análisis de regresión con el método de mínimos cuadrados ordinarios.**

En esta etapa de la metodología se plantean las ecuaciones para el análisis de regresión utilizando el método de mínimos cuadrados ordinarios. Para hacer claro el planteamiento de las ecuaciones, se enseñan de acuerdo al respectivo efecto calendario que se busca medir.

1. Efecto día de la semana:

En esta etapa, se plantea la ecuación (30) de acuerdo con la metodología planteada por los autores (K. Rodríguez, 2009) y (Kumar & Pathak, 2015). La ecuación para medir los rendimientos es de cada día de la semana es la siguiente:

$$R_{i,t} = \beta_{i1}D_{1i} + \beta_{i2}D_{2i} + \beta_{i3}D_{3i} + \beta_{i4}D_{4i} + \beta_{i5}D_{5i} + e_{it} \quad (28)$$

Donde  $R_{i,t}$  es el rendimiento diario del índice  $i$  en el día  $t$ , las variables  $D_1, D_2, D_3, D_4, D_5$  son variables dicótomas para cada uno de los días de la semana y  $e_{it}$  es el residual. Para cada índice en particular, si el día  $t$  es un lunes,  $D_1$  tomará un valor de 1, de lo contrario será cero. Si el día  $t$  resulta ser martes,  $D_2$  tomará un valor el valor de uno, de lo contrario tomará el valor de cero y así respectivamente con cada uno de los días de la semana. El coeficiente  $i$  indica el  $i$ -ésimo mercado. Los coeficientes  $\beta_1, \beta_2, \beta_3, \beta_4, \text{ y } \beta_5$  son los rendimientos diarios medios para cada uno de los días bursátiles. Se busca probar que todos los días bursátiles de la semana tienen el mismo rendimiento promedio y el rechazo de esta hipótesis nula significa que no todos los días de la semana tienen el mismo rendimiento promedio. Es importante resaltar que se considera la semana compuesta por 5 días hábiles.

Cabe resaltar que en la anterior ecuación no se incluye en la ecuación al intercepto o categoría base. Esto se hace con el fin de evitar “la trampa de la variable dicótoma”, la cual presenta un caso de colinealidad perfecta.

## 2. Efecto enero:

Para analizar el efecto enero, se sigue la metodología de (Kumar & Pathak, 2015).

$$R_{it} = \alpha_i + \beta_i D_{it} + e_{it} \quad (29)$$

Donde  $D_{it}$  es la variable dicótoma que toma el valor de 1 para el mes de enero y cero para cualquier otro mes del año.  $e_{it}$  es el residual. El término  $\alpha_i$  en la ecuación (25) representa los rendimientos en el resto de los meses del año diferentes a enero. Es decir, cuando la variable dicótoma tiene valor de cero.

Si el término  $\alpha_i$  es estadísticamente significativo, entonces se puede interpretar que los meses diferentes a enero presentan retornos significativamente diferentes de cero. El coeficiente  $\beta_i$  representa los rendimientos adicionales para enero en comparación con los demás meses. Si  $\beta_i$  es significativamente positivo, significa que los rendimientos en enero son más altos en comparación con los demás meses del año. Por el contrario, si  $\beta_i$  presenta valores significativamente negativos, implica que los rendimientos en enero son más bajos en comparación con los demás meses del año. La significancia de  $\beta_i$  es la que sugiere la presencia del efecto enero en cada uno de los mercados analizados.

### 3. Efecto fin de mes

Para evaluar el efecto fin de mes, se toma el periodo de (-4, +4) trabajado por (Lakonishok & Smidt, 1988). Donde -4 indica los últimos cuatro días del mes anterior y +4 indica los cuatro primeros días del mes siguiente. La metodología para desarrollar la ecuación se basa en la trabajada por (Kumar, 2015).

$$R_{it} = \alpha_i + \beta_i D_{it} + e_{it} \quad (30)$$

Donde  $R_{it}$  es el rendimiento del día  $t$ .  $D_{it}$  es una variable dicótoma que toma el valor de uno para los días que se encuentran en el periodo de fin de mes (-4, +4) y cero para los días que se

encuentran fuera de este periodo. El termino  $e_{it}$  es el residual. El termino  $\alpha_i$  en la ecuación (26) significa el rendimiento de los días bursátiles que no se encuentran en el periodo de fin de mes. Es decir, cuando la variable dicótoma tiene valor de cero. El intercepto  $\beta_i$  representa los rendimientos adicionales para los días considerados dentro del periodo de fin de mes. Si los valores de  $\beta_i$  son positivos y considerablemente altos, se puede interpretar que los días de fin de mes los rendimientos son mayores que los días que no están dentro de este periodo. Por el contrario, si son negativos implicaría que los rendimientos durante el fin de mes son menores que los del resto de días. El coeficiente  $i$  indica el  $i$ -ésimo mercado.

#### 4. Efecto fin de año.

Para realizar el análisis del efecto fin de año, se toma un periodo de los últimos cuatro días bursátiles de diciembre y los cuatro primeros días bursátiles del mes de enero. La metodología utilizada para este efecto es la empleada por (Sander & Veiderpass, 2013) en su investigación del efecto fin de año en los países bálticos. En esta etapa, se realiza el cálculo de los rendimientos de forma diferente a como se calcularon para las etapas anteriores.

$$R_t = \ln\left(\frac{P_{+t}}{P_{-t}}\right) \quad (31)$$

Donde  $R_t$  es el rendimiento del día  $t$ ,  $P_{+t}$  es el precio del índice  $t$  días después del efecto fin de año y  $P_{-t}$  es el precio de índice  $t$  días antes del fin de año. Este cálculo de rendimientos se repite para cada fin de mes con la misma ventana de tiempo de  $(-4, +4)$ , que ya se explicó anteriormente su interpretación.

Posteriormente se utiliza la ecuación (34), para comprobar el efecto fin de año en los principales mercados bursátiles latinoamericanos.

$$R_{it} = \alpha_i + \beta_i TYit + e_{it} \quad (32)$$

Donde  $R_{it}$  es el rendimiento del día. Con el fin de facilitar la lectura y evitar confusiones con el efecto fin de mes, la variable dicótoma se le asigna TY, que toma valor de uno durante el periodo fin de año y cero durante el resto de los días bursátiles del año.  $\alpha_i$  es el rendimiento promedio de los días fuera de la ventana de tiempo establecida como fin de año.  $e_{it}$  es el error muestral o residual. El intercepto  $\beta_i$  representa los rendimientos adicionales para los días considerados dentro del periodo de fin de año. Si los valores de  $\beta_i$  son positivos y considerablemente altos, se puede interpretar que los días de fin de mes los rendimientos son mayores que los días que no están dentro de este periodo. Por el contrario, si son negativos implicaría que los rendimientos durante el fin de año son menores que los del resto de días del año. El coeficiente  $i$  indica el  $i$ -ésimo mercado.

Es importante aclarar que la comparación del efecto fin de año se realiza con otros periodos de fin de mes; es decir, se compara la misma ventana de tiempo de (-4, +4) de fin de año, con otros periodos de igual ventana de tiempo, pero de fines de mes.

#### **6.4 Etapa IV: Pruebas con modelos autorregresivos ARCH y GARCH**

En esta etapa, siguiendo la metodología de (Borges, 2009) y (Rossi & Gunardi, 2018) se realizara una prueba de efectos tipo ARCH en las ecuaciones planteadas anteriormente, para confirmar su presencia en cada uno de los índices de los cinco países estudiados. Una vez obtenidos los resultados, se procede a plantear de nuevo los modelos para cada efecto (día de la semana, enero, fin de mes y fin de año), pero esta vez con el enfoque GARCH (p,q). Para el desarrollo de los modelos, se analiza la metodología empleada por (Kinaterder et al., 2019).

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q a_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{i=1}^p \lambda_i \sigma_{t-1}^2 \quad (33)$$

Una vez realizada las pruebas de efectos ARCH para cada una de las regresiones de mínimos cuadrados ordinarios, se procede a reformular los modelos previamente planteados y, adaptarlos a el modelo GARCH (1.1) para aquellos que presenten este efecto en el análisis de los residuales. Siguiendo la metodología de (ÜNAL, DEMİREL, & ÖNCÜ, 2017) y (Choudhry, 2000), se plantean las siguientes ecuaciones para la varianza y los errores o residuales.

$$\varepsilon_t | \varphi_{t-1} : N(0, h_t) \quad (34)$$

$$h_t = \gamma_0 + \gamma_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \gamma_2 h_{t-1} \quad (35)$$

Donde  $\varepsilon_t$  es el termino del error,  $h_t$  es la varianza condicional y  $h_{t-1}$  es la varianza condicional rezagada.<sup>3</sup>

Para el desarrollo de los modelos de mínimos cuadrados ordinarios y posteriormente de modelos autorregresivos, se cuenta con el software estadístico EViews.

## 7. Datos y resultados

### 7.1 Análisis estadístico.

A continuación, en la tabla 3 se evidencian las principales pruebas estadísticas para las series de datos de cada uno de los índices. El análisis estadístico preliminar se realiza sobre los rendimientos diarios calculados desde el año 2000 hasta el año 2019, con excepción del COLCAP.

Tabla 2.

*Análisis estadístico preliminar*

ÍNDICE	MERVAL	BOVESPA	IPSA	COLCAP	IPC
Media	0.00088176	0.000379	0.000285	0.0002	0.00036
Mediana	0.001248345	0.000685	0.000381	0.000342	0.000603
Máximo	0.161165176	0.136782	0.118034	0.087315	0.104407
Mínimo	-0.476922093	-0.120961	-0.071728	-0.089239	-0.082673
Desviación estándar	0.022802806	0.017431	0.009714	0.010147	0.012634
Asimetría	-2.012631499	-0.121327	0.126415	-0.381098	0.005089
Curtosis	45.124259	7.000996	12.62887	11.17733	8.551328
Jarque-Bera	<b>366114.5288</b>	<b>3323.83</b>	<b>19251.67</b>	<b>8183.901</b>	<b>6461.37</b>
Probabilidad	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
Observaciones	4907	4965	4980	2912	5032
Durbin-Watson	1.998810	1.997749	1.992901	1.995703	1.984017

A partir de la tabla 2 se puede concluir que el MERVAL es el índice que mayor rentabilidad promedio diaria presenta. Le sigue el índice BOVESPA y después el IPC. Los dos índices que menor rentabilidad promedio presentan son el IPSA y el COLCAP. Los máximos rendimientos se dan en el índice MERVAL y el mínimo se da en el índice COLCAP

De acuerdo con (K. Rodríguez, 2009), es posible analizar la desviación estándar como indicativo de medición del riesgo. Por lo tanto, el MERVAL es el índice con mayor volatilidad,

seguido muy de lejos por el BOVESPA. El IPSA es el índice con menor volatilidad de todos los índices analizados.

Las rentabilidades diarias del mercado argentino, el brasilero y el colombiano tienen un sesgo hacia la izquierda de la media, mientras que la rentabilidad del mercado chileno tiene un sesgo hacia la derecha de la media. A pesar de que el mercado mexicano presenta un ligero sesgo hacia la derecha, no está muy lejos de ser simétrica.

Respecto a la curtosis, todas las series de datos son leptocúrticas, es decir que son gráficamente más esbeltas que una mesocúrtica o de distribución normal.

Por último, basado en la prueba de Jarque Bera de distribución  $\chi^2$  (Chi cuadrado) con 2 grados de libertad, se rechaza el supuesto de normalidad para todos los índices analizados. Por lo cual, se puede concluir que ninguna de las series corresponde a una distribución normal

## **7.2 Test de raíz unitaria**

De acuerdo con lo establecido en la metodología, se procede a verificar la estacionariedad de los datos con pruebas de raíz unitaria.

**7.2.1 Prueba Dickey Fuller Aumentada (DFA).** A continuación, en la tabla 3 se muestran los resultados de los cinco índices analizados para la prueba de Dickey Fuller Aumentada.

Tabla 3.

*Prueba raíz unitaria (DFA)*

ÍNDICE	MERVAL	BOVESPA	IPSA	COLCAP	IPC
t-estadístico	-68.9349468	-70.23651	-60.15856	-49.41238	-50.46045
valor al 5%	-2.86193353	-2.861927	-2.861925	-2.862334	-2.861919
valor al 1%	-3.43150096	-3.431486	-3.431482	-3.432406	-3.431468
probabilístico	0.0001	0.0001	0.0001	0.0001	0.0001

Al analizar la tabla 3, se establece que para las cinco series de tiempo se rechaza la hipótesis nula de existencia de una raíz unitaria. Esto se intuye al ver que el valor de t-estadístico es menor al valor al cinco por ciento e incluso menor al valor al uno por ciento. Además, analizando el probabilístico, es bastante menor del 5 por ciento. Por lo tanto, de acuerdo con la prueba Dickey Fuller Aumentada (DFA) las series de datos de todos los mercados a analizar son estacionarias.

**7.2.2 Prueba de Phillips Perron (PP).** En esta etapa, se dispone a realiza otra prueba de raíz unitaria con el fin de garantizar la estacionariedad de las series de datos. Los resultados se muestran a continuación en la tabla 4

Tabla 4.

*Prueba raíz unitaria (PP)*

ÍNDICE	MERVAL	BOVESPA	IPSA	COLCAP	IPC
t-estadístico	-69.048369	-70.3331	-59.86452	-49.2939	-63.95687

*Continuación tabla 4*

valor al 5%	<b>-2.86193353</b>	<b>-2.861927</b>	<b>-2.861925</b>	<b>-2.862334</b>	<b>-2.861919</b>
valor al 1%	-3.43150096	-3.431486	-3.431482	-3.432406	-3.431468
probabilístico	0.0001	0.0001	0.0001	0.0001	0.0001

De la tabla 4 se intuye, al igual que con la prueba de Dickey Fuller Aumentada (DFA), que la hipótesis nula de existencia de una raíz unitaria para las 5 series se rechaza al 5 por ciento en incluso es posible rechazarla al 1 por ciento. Incluso, si se analiza el valor de probabilístico es menor que 5 por ciento.

Teniendo en cuenta los resultados de las dos pruebas de raíz unitaria, es posible afirmar que las series de datos de los cinco índices bursátiles latinoamericanos son estacionarias.

### **7.3 Análisis de regresión utilizando el método de mínimos cuadrados ordinarios (MCO).**

#### **7.3.1 Efecto día de la semana.**

*7.3.1.1 Merval. A continuación, en la tabla 6, se pueden apreciar los resultados obtenidos para el análisis del efecto día de la semana en el índice Merval.*

Tabla 5.

*Efecto día de la semana Merval*

DÍA	Tipo de dato	Completa	Precrisis	Durante-crisis	Postcrisis
Lunes	Coefficiente	-0.0013200	-0.0005518	0.000651	-0.002702
	Probabilidad	0.07870152*	0.62333296	0.7353	0.0214**

*Continuación tabla 5*

Martes	<b>Coefficiente</b>	<b>0.0001315</b>	<b>-0.000579717</b>	<b>0.000112</b>	<b>0.000785</b>
	Probabilidad	0.8551963	0.589732140*	0.9522	0.4863
Miércoles	Coefficiente	0.0017367	0.001807294	-0.000329	0.002361
	Probabilidad	0.01542275**	0.092050737*	0.8608	0.0342**
Jueves	Coefficiente	0.0018861	0.001369742	0.001642	0.002427
	Probabilidad	0.0091338***	0.20497059	0.3893	0.0308**
Viernes	Coefficiente	0.0018150	0.001314896	0.001321	0.002429
	Probabilidad	0.01246926**	0.22485045	0.4886	0.0318**

*Nota: \*indica significancia estadística al 10%,*

*\*\*indica significancia estadística al 5%*

*\*\*\*indica significancia estadística al 1%*

Al analizar el periodo completo en la tabla 5, es posible afirmarse que hay indicios de un posible efecto lunes, con rentabilidades negativas, que se manifiesta con mayor fuerza luego de la crisis. Es claro que el jueves se presentan rentabilidades superiores, a un nivel de significancia del 1% y relacionándolo con el viernes que también presenta rentabilidades positivas al 5%, podría afirmarse que hay indicios de un posible efecto fin de semana en el mercado argentino, que empieza desde el jueves y se ha manifestado en mayor medida luego de la crisis.

Estos resultados para Merval coinciden con los resultados obtenidos por (K. Rodríguez, 2009) en su investigación.

**7.3.1.2 BOVEPSA.** En la tabla 6 se muestran los resultados de la regresión para evaluar el efecto día de la semana en el índice BOVESPA

Tabla 6.

*Efecto día de la semana BOVEPSA*

DÍA	Tipo de dato	Completa	Precrisis	Durante-crisis	Postcrisis
Lunes	Coeficiente	-0.000878	-0.001445	-0.0000194	-0.00066
	Probabilidad	0.1135	0.1137	0.992	0.3242
Martes	Coeficiente	0.000515	0.000163	0.000784	0.000738
	Probabilidad	0.3533	0.8585	0.6841	0.2721
Miércoles	Coeficiente	0.001023	0.002165	-0.000568	0.000544
	Probabilidad	0.0628*	0.0167**	0.7652	0.414
Jueves	Coeficiente	0.000404	0.0000847	0.001076	0.000465
	Probabilidad	0.4667	0.9262	0.5794	0.4882
Viernes	Coeficiente	0.000828	0.002261	-0.000711	0.0000632
	Probabilidad	0.1366	0.0135**	0.7151	0.9251

*Nota: \*indica significancia estadística al 10%,*

*\*\*indica significancia estadística al 5%*

*\*\*\*indica significancia estadística al 1%*

A nivel general, el índice BOVESPA parece no tener efecto día de la semana si se estudian los 20 años en una misma muestra. Sin embargo, durante el periodo “Precrisis”, presenta un efecto miércoles y viernes a un 5% de significancia. Luego, durante la crisis y después de esta no presenta efecto día de la semana en sus rendimientos diarios. Los lunes presenta rentabilidades negativas en todos los periodos observados, sin embargo, no tiene el suficiente nivel de significancia.

7.3.1.3 *IPSA*. Los resultados para el análisis del efecto día de la semana en el principal índice del mercado de valores chileno se enseñan en la tabla 7

Tabla 7.

*Efecto día de la semana IPSA*

Periodo	Tipo de dato	Completa	Precrisis	Durante-crisis	Postcrisis
Lunes	Coeficiente	-0.000933	-0.001496	0.001407	-0.001243
	Probabilidad	0.0028***	0.0015***	0.185	0.0032***
Martes	Coeficiente	-0.000174	-0.000417	0.000754	-0.000275
	Probabilidad	0.5695	0.3609	0.4689	0.508
Miércoles	Coeficiente	0.000435	0.00121	0.000049	-0.000123
	Probabilidad	0.154	0.0081***	0.9627	0.7674
Jueves	Coeficiente	0.000771	0.001279	0.000492	0.000406
	Probabilidad	0.0115**	0.0048***	0.642	0.3275
Viernes	Coeficiente	0.001291	0.001793	0.000499	0.001093
	Probabilidad	0***	0.0001***	0.6452	0.009***

*Nota: \*indica significancia estadística al 10%,*

*\*\*indica significancia estadística al 5%*

*\*\*\*indica significancia estadística al 1%*

Analizando la muestra total de los 20 años, es evidente que el índice IPSA presenta un marcado efecto lunes, donde las rentabilidades son más bajas que el resto de los días de la semana y un efecto viernes o normalmente llamado efecto fin de semana, donde en promedio los rendimientos son más altos que durante el resto de los días de la semana. Estos resultados coinciden con los obtenidos por (K. Rodríguez, 2009) y (Winkelried & Iberico, 2018) para el mercado chileno.

Además, el efecto lunes estuvo presente antes y después de la crisis del 2008, únicamente no se registró mientras duro la crisis. Al igual que el lunes, el efecto viernes estuvo presente antes y después de la crisis, exceptuando el tiempo que duro esta misma. Se registró también un efecto jueves bastante marcado durante el periodo anterior a la crisis, sin embargo, este desaparece de los rendimientos diarios del índice en periodos posteriores a la crisis. Al igual que el efecto jueves, en el periodo analizado antes de la crisis, se registró un efecto miércoles a un nivel de significancia del 1%, pero al igual que el efecto jueves, este desaparece en periodos siguientes a la crisis económica.

7.3.1.4 *COLCAP*. Es importante recordar que para el índice del mercado colombiano COLCAP, únicamente se trabaja un periodo, el cual inicia el 18 de enero de 2008 y finaliza en diciembre del 2019. La tabla 8 ilustra los resultados obtenidos para este índice.

Tabla 8.

*Efecto día de la semana COLCAP*

DÍA	Tipo de dato	2008-2019
Lunes	Coefficiente	-0.000798
	Probabilidad	0.0793*
Martes	Coefficiente	0.000469
	Probabilidad	0.2539
Miércoles	Coefficiente	0.001087
	Probabilidad	0.0081***
Jueves	Coefficiente	0.000000833
	Probabilidad	0.9984
Viernes	Coefficiente	0.0000485
	Probabilidad	0.907

*Nota: \*indica significancia estadística al 10%,*

*\*\*indica significancia estadística al 5%,*

*\*\*\*indica significancia estadística al 1%*

De acuerdo con los resultados de la tabla 8, el índice COLCAP presenta un efecto miércoles a un nivel de significancia del 1%. Al parecer, a mitad de semana se presentan rentabilidades superiores a las de los demás días de la semana.

Además, se presenta ligeramente un efecto lunes, con rentabilidades menores a los demás días, sin embargo, con un nivel de significancia del 10%, no es posible afirmar que exista un efecto lunes en el índice del mercado colombiano. Es importante resaltar que la mayoría de los estudios sobre el mercado de valores colombiano se han centrado en estudiar el índice IGBC, el cual era el índice principal de Colombia hasta el año 2013, por lo tanto, no se cuenta con estudios recientes para realizar una comparación de resultados de efecto día de la semana.

7.3.1.5 *IPC.* En la tabla 9, se evidencian los resultados de los análisis para el IPC

Tabla 9.

*Efecto día de la semana IPC*

DÍA	Tipo de dato	Completa	Precrisis	Durante-crisis	Postcrisis
Lunes	Coefficiente	-0.000018	-0.000227	0.001388	-0.000297
	Probabilidad	0.9645	0.7447	0.3338	0.4926
Martes	Coefficiente	0.000488	0.000762	0.000422	0.00027
	Probabilidad	0.2174	0.2726	0.7629	0.5205
Miércoles	Coefficiente	0.000617	0.001118	0.000269	0.00029
	Probabilidad	0.1184	0.1061	0.8463	0.4914
Jueves	Coefficiente	0.000508	0.001354	0.0000699	-0.0000908
	Probabilidad	0.2031	0.0531*	0.9606	0.8301

*Continuación tabla 9*

Viernes	<b>Coefficiente</b>	<b>0.000188</b>	<b>0.000517</b>	<b>-0.000361</b>	<b>0.0000763</b>
	Probabilidad	0.6381	0.4584	0.7995	0.8574

*Nota: \*indica significancia estadística al 10%,*

*\*\*indica significancia estadística al 5%*

*\*\*\*indica significancia estadística al 1%*

De acuerdo con los resultados obtenidos en la presente investigación, que se ilustran en la tabla 9, no se presentan anomalías de efecto día de la semana en el mercado mexicano en ninguno de los periodos analizados. Únicamente se presentan indicios de un efecto jueves en el periodo precrisis, pero a un nivel de significancia del 10%.

Los resultados son similares a los obtenidos en el estudio de (Winkelried & Iberico, 2018), donde encuentran rentabilidades negativas para los días lunes, al igual que la presente investigación, donde los periodos pre y postcrisis presentan este mismo fenómeno. Sin embargo, no son significativos.

**7.3.2 Efecto Enero.** Siguiendo con lo establecido en la metodología, se procede a calcular el efecto enero para las series de datos de los cinco índices bursátiles. Por cuestiones de uniformidad, los resultados para el índice COLCAP se presentan en una tabla diferente, siendo válido recordar que para este índice se estudian periodos diferentes a los de los demás.

A continuación, se presenta la tabla 10 donde están registrados los resultados de las pruebas de efecto enero para los cuatro índices allí señalados. El intercepto  $\alpha$  representa los rendimientos medios mensuales de todos los meses diferentes a enero; es decir, cuando la variable dicótoma tomaba el valor de cero. El coeficiente “Enero”, es quien acompaña a la variable binaria y toma únicamente valor en los meses de enero.

Tabla 10.

*Efecto enero índices bursátiles*

ÍNDICE	Variable	Tipo de dato	Completa	Precrisis	Durante-crisis	Post crisis
Merval	$\alpha$	Coeficiente	0.011972	0.005048	0.017415	0.016313
		Probabilidad	0.1027	0.6441	0.378	0.1513
	Enero	Coeficiente	0.072671	0.109828	-0.044576	0.078724
		Probabilidad	0.0045***	0.0045***	0.5137	0.0466**
BOVESPA	$\alpha$	Coeficiente	0.008234	0.014291	0.004688	0.004033
		Probabilidad	0.0811*	0.087*	0.7506	0.4827
	Enero	Coeficiente	-0.003215	-0.006675	-0.029121	0.008496
		Probabilidad	0.8437	0.8161	0.5693	0.6692
IPSA	$\alpha$	Coeficiente	0.005261	0.009627	0.013258	-0.001285
		Probabilidad	0.0791*	0.0488**	0.1399	0.7562
	Enero	Coeficiente	0.008	0.00919	0.000605	0.009447
		Probabilidad	0.4386	0.5836	0.9842	0.5102
IPC	$\alpha$	Coeficiente	0.007714	0.012747	0.014593	0.000947
		Probabilidad	0.0287**	0.0481**	0.2178	0.7813
	Enero	Coeficiente	-0.002095	0.024706	-0.086341	0.002163
		Probabilidad	0.8631	0.2655	0.0392**	0.8548

*Nota: \*indica significancia estadística al 10%,*

*\*\*indica significancia estadística al 5%*

*\*\*\*indica significancia estadística al 1%*

El índice Merval es el único que presenta un claro efecto enero, exceptuando el periodo durante la crisis, donde las rentabilidades son superiores a los demás meses de año, tanto antes como después de la crisis, a un nivel de significancia del 1%. Los demás índices no muestran efecto enero, e incluso el IPC muestra rendimientos negativos para el mes de enero durante la crisis. Este resultado en el índice mexicano coincide con los resultados obtenidos por (Garay &

Demmler, 2019) . Estudios recientes como (Rojas & Kristjanpoller, 2014) al igual que la presente investigación, no encuentran evidencia de un posible efecto enero en los principales índices latinoamericanos A continuación, la tabla 11 del índice COLCAP, donde se evidencia que no presenta efecto enero durante el periodo analizado.

Tabla 11.

*Efecto enero en COLCAP*

Variable	Tipo de dato	Completa
$\alpha$	Coeficiente	0.004342
	Probabilidad	0.2831
Enero	Coeficiente	-0.006317
	Probabilidad	0.6516

*Nota: \*indica significancia estadística al 10%,*

*\*\*indica significancia estadística al 5%*

*\*\*\*indica significancia estadística al 1%*

**7.3.3 Efecto fin de mes.** En la tabla 12 se presentan los resultados del análisis de efecto fin de mes para los cuatro índices allí señalados. Al igual que para el estudio de efecto enero, los resultados del índice COLCAP se presentan en una tabla aparte.

Tabla 12.

*Efecto fin de mes*

ÍNDICE	Variable	Tipo de dato	Completa	Precrisis	Durante-crisis	Post crisis
	$\alpha$	Coeficiente	0.000186	-0.0000179	-0.000486	0.000599
		Probabilidad	0.6558	0.977	0.653	0.3589
	$\beta$	Coeficiente	0.001779	0.001821	0.00296	0.001339
		Probabilidad	0.0077***	0.0676*	0.0876*	0.1979
MERVAL						

Continuación tabla 12

BOVESPA	$\alpha$	<b>Coefficiente</b>	<b>-0.000252</b>	<b>-0.000272</b>	<b>-0.000792</b>	<b>-0.0000578</b>
		Probabilidad	0.4243	0.6021	0.4723	0.879
	$\beta$	Coefficiente	0.001631	0.002375	0.002322	0.000743
		Probabilidad	0.0013***	0.0046***	0.1892	0.2252
IPSA	$\alpha$	Coefficiente	0.000139	0.0000953	0.000991	-0.000109
		Probabilidad	0.4291	0.7175	0.0997*	0.6484
	$\beta$	Coefficiente	0.000378	0.001044	-0.000917	0.00022
		Probabilidad	0.1817	0.0139**	0.3447	0.5672
IPC	$\alpha$	Coefficiente	-0.000104	-0.0000974	0.0000242	-0.000154
		Probabilidad	0.6446	0.805	0.9759	0.5243
	$\beta$	Coefficiente	0.001216	0.002106	0.000861	0.000543
		Probabilidad	0.0009***	0.001***	0.5069	0.1642

Nota: \*indica significancia estadística al 10%,

\*\*indica significancia estadística al 5%

\*\*\*indica significancia estadística al 1%

El término  $\alpha$  representa los rendimientos medios de los días que están fuera de la ventana de tiempo establecida en la metodología. El término  $\beta$ , que acompaña la variable dicotómica representa los rendimientos medios de los días que están dentro de la ventana de tiempo de estudio; es decir, cuando la variable dicótoma toma el valor de 1.

Una vez explicada la tabla 12, es posible analizar que los índices Merval, BOVESPA e IPC presentan efecto fin de mes en la muestra completa (2000-2019), a un nivel de significancia del 1%. Estos resultados son muy similares a los obtenidos por (W. K. Rodríguez & Yáñez, 2015).

El efecto fin de mes en estos índices se presenta con mayor intensidad en los años anteriores a la crisis. En el periodo evaluado después de la crisis, no es posible afirmar que exista efecto fin de mes en los principales índices latinoamericanos. El índice IPSA, experimentó un efecto fin de mes en el periodo que presidió a la crisis, posteriormente, no presenta indicios de un efecto fin de

mes. El COLCAP presenta indicios de un posible efecto fin de mes dentro de la serie analizada, sin embargo, esta es solo al 10% de significancia, lo cual hace que sea difícil afirmar que existió un efecto fin de mes a lo largo del periodo analizado. A continuación, se muestran los resultados para el índice colombiano.

Tabla 13.

*Efecto fin de mes COLCAP*

Variable	Tipo de dato	Completa
$\alpha$	Coeficiente	-0.0000847
	Probabilidad	0.7257
$\beta$	Coeficiente	0.000722
	Probabilidad	0.0604*

Nota: \*indica significancia estadística al 10%,

\*\*indica significancia estadística al 5%

\*\*\*indica significancia estadística al 1%

**7.3.4 Efecto fin de mes.** A continuación, en la tabla 14 se muestran los resultados para el estudio de fin de año. Donde el intercepto  $\alpha$  representa el valor medio de los rendimientos de todos los periodos de fin de mes diferentes a diciembre, con la ventana de tiempo establecida en la metodología y a lo largo del periodo analizado. El coeficiente  $\beta$  representa los rendimientos medios para el fin de diciembre e inicio de enero, cuando la variable TY toma el valor de 1.

Tabla 14.

*Efecto fin de año*

ÍNDICE	Variable	Tipo de dato	Valores
	$\alpha$	Coeficiente	0.006212
		Probabilidad	0.0001***
	$\beta$	Coeficiente	0.035724
		Probabilidad	0***
MERVAL			

Continuación tabla 14

	$\alpha$	Coeficiente	0.006305
		Probabilidad	0***
BOVESPA	$\beta$	Coeficiente	0.016266
		Probabilidad	0.0001***
	$\alpha$	Coeficiente	0.002935
		Probabilidad	0.0001***
IPSA	$\beta$	Coeficiente	0.005955
		Probabilidad	0.024**
	$\alpha$	Coeficiente	0.003208
		Probabilidad	0.0006***
COLCAP	$\beta$	Coeficiente	-0.00507
		Probabilidad	0.1039
	$\alpha$	Coeficiente	0.005836
		Probabilidad	0***
IPC	$\beta$	Coeficiente	0.001916
		Probabilidad	0.5125

Nota: \*indica significancia estadística al 10%,

\*\*indica significancia estadística al 5%,

\*\*\*indica significancia estadística al 1%

Como se observa, el efecto fin de año está presente en los índices Merval y BOVESPA con un nivel de significancia del 1% y con menos intensidad en IPSA. (Rojas & Kristjanpoller, 2014) sugerían en su investigación sobre el efecto mes del año, acerca de un posible efecto fin de año en los mercados latinoamericanos, lo cual se corrobora con los resultados de la presente investigación para los tres mercados ya mencionados. Por el contrario, los índices de COLCAP y del IPC presentan el efecto contrario. Durante los fines de mes diferentes a el fin de año, presentan mayores rendimientos en promedio en comparación con los rendimientos obtenidos durante los fines de año. Es importante resaltar, que no se conoce de otro trabajo que utilice una

metodología similar para evaluar el efecto fin de año en los mercados latinoamericanos, lo cual dificulta la tarea de comparar los resultados.

**7.3.5 Evaluación de supuestos de MCO.** El supuesto de la linealidad, de acuerdo con (Gujarati & Porter, 2009), los modelos de regresión para cada uno de los efectos analizados cumplen con las características de función lineal al contar con parámetros e incluso variables de potencia uno, confirmando este supuesto con los resultados de las pruebas de raíz unitaria, ya que las condiciones de estacionariedad mencionadas anteriormente, permiten establecer que los estimadores son lineales, siendo esto pertinente para el desarrollo de la teoría de regresión.

Analizando la simetría y curtosis, se observa a simple vista que los datos no siguen una distribución normal, lo que se confirma con los resultados de la prueba de Jarque-Bera, sin embargo, de acuerdo con (Gujarati & Porter, 2009) para muestras razonablemente grandes (mayores a 100) el supuesto de normalidad deja de ser sustancial y puede flexibilizarse. Además, teniendo en cuenta los resultados obtenidos a través de las pruebas de Dickey-Fuller Aumentado (ADF) y Phillips Perron (PP), se identifica que las series de tiempo de los rendimientos calculados para cada uno de los índices son estacionarias, es decir, que sus residuos cuentan con media cero y varianza constante, lo que permite dar cumplimiento al supuesto de homocedasticidad, característico de estimadores MELI (Mejores Estimadores Lineales e Inssegados).

Posteriormente, para evaluar el principio de independencia, se analiza la prueba de Durbin-Watson para las series analizadas en cada uno de los efectos con el fin de detectar la posible presencia de correlación en estas mismas. Esta prueba se encuentra registrada en la tabla x, de análisis estadísticos preliminares De acuerdo con (Gujarati & Porter, 2009), esta prueba indica

que, si el estadístico es igual o aproximado a 2 “podemos suponer que no hay autocorrelación de primer orden, positiva o negativa”, lo cual se confirma observando los resultados obtenidos y, por consiguiente, el cumplimiento del principio de independencia, con el fin de proceder a la realización de la regresión lineal.

Una vez se han analizado estos supuestos de Mínimos Cuadrados Ordinarios (MCO) en las series de rendimientos de cada uno de los índices, se procede a analizar la varianza de los errores de cada uno de los modelos de regresión, con el fin de encontrar indicios de posible heterocedasticidad en alguno de los modelos.

**7.3.6 Análisis de efectos ARCH en los modelos de regresión.** La mayoría de los trabajos realizados sobre el estudio de anomalías de calendario, utilizan como base metodológica el método de los Mínimos Cuadrados Ordinarios (MCO), el cual asume que la varianza del error permanece constante a lo largo del periodo de tiempo estudiado lo cual, de acuerdo con (Borges, 2009) representa un problema, ya que en la mayoría de los estudios de series de tiempo, se presenta heterocedasticidad en la varianza de los residuales.

A continuación, se realizan las respectivas pruebas de efectos ARCH para determinar posible heterocedasticidad en los residuales de cada uno de los modelos planteados para la evaluación de los efectos. Los resultados de cada una de las pruebas de efectos ARCH se encuentran en el apéndice A.

Todas las pruebas de efecto día de la semana, fin de mes y fin de año registraron heteroscedasticidad en la varianza de los residuales, por esta razón y siguiendo a metodología planteada, se procede a reformular los modelos de regresión de mínimos cuadrados ordinarios a modelos GARCH (1.1).

7.3.6.1 *Efecto día de la semana.* Al igual que con el método de Mínimos Cuadrados Ordinarios, los resultados se enseñan a continuación por cada país.

7.3.6.1.1 *MERVAL.* Como se puede ver en el apéndice A, el efecto día de la semana para la serie de rendimientos del índice MERVAL presenta efectos ARCH, por lo tanto, se aplica el modelo GARCH 1.1, obteniendo siguientes resultados

Tabla 15.

*Efecto día de la semana MERVAL. GARCH(1.1)*

DÍA	Tipo de dato	Completa	Precrisis	Durante-crisis	Postcrisis
Lunes	Coficiente	0.0000777	-0.000433	0.004185	-0.000465
	Probabilidad	0.8724	0.5828	0.001***	0.5379
Martes	Coficiente	0.000102	-0.000328	-0.0000684	0.001288
	Probabilidad	0.8445	0.6934	0.9572	0.1156
Miércoles	Coficiente	0.002083	0.002406	0.001164	0.002356
	Probabilidad	0.0002***	0.0047***	0.3913	0.0063***
Jueves	Coficiente	0.002237	0.00205	0.000791	0.00226
	Probabilidad	0***	0.0142**	0.5917	0.0082***
Viernes	Coficiente	0.000729	0.001167	0.001485	0.000851
	Probabilidad	0.2169	0.2073	0.4106	0.324

*Nota: \*indica significancia estadística al 10%,*

*\*\*indica significancia estadística al 5%*

*\*\*\*indica significancia estadística al 1%*

De acuerdo con los resultados obtenidos en la tabla 15, se mantiene la hipótesis de que el día jueves se presentan rendimientos significativamente superiores a los demás rendimientos del resto de la semana, desde antes de la crisis y en periodos posteriores, estos resultados son similares a los obtenidos por (K. Rodríguez, 2009). Con el análisis de modelos autorregresivos

también se observa un efecto miércoles, con rendimientos no tan alto como los del jueves, pero significativos en periodos antes y después de la crisis. Podría hablarse de un posible efecto “mitad de semana” en el mercado argentino. Se descarta la posibilidad de un efecto fin de semana, ya que los viernes no representan rendimientos significativos en comparación con los demás días. También se descarta la posibilidad del efecto lunes en periodos posteriores a la crisis.

7.3.6.1.2 *BOVEPSA*. En el apéndice A, puede encontrarse la prueba de efectos ARCH para el modelo de efecto día de la semana. A continuación, se enseñan los resultados para las pruebas de efecto día de la semana con el modelo GARCH (1.1) en el índice brasileño.

Tabla 16.

*Efecto día de la semana BOVEPSA. GARCH (1.1)*

Periodo	Tipo de dato	Completa	Precrisis	Durante-crisis	Postcrisis
Lunes	Coficiente	-0.000128	-0.000641	0.001594	-0.000272
	Probabilidad	0.7835	0.4491	0.1925	0.6616
Martes	Coficiente	0.000508	0.000491	-0.000164	0.000788
	Probabilidad	0.2583	0.574	0.8916	0.1947
Miércoles	Coficiente	0.001568	0.002797	0.002119	0.00077
	Probabilidad	0.0005***	0.0011***	0.0774*	0.1943
Jueves	Coficiente	0.000559	0.000399	0.000352	0.000637
	Probabilidad	0.2252	0.6204	0.8006	0.3059
Viernes	Coficiente	0.000819	0.00237	0.000309	0.0000607
	Probabilidad	0.1044	0.0122**	0.8517	0.9243

*Nota: \*indica significancia estadística al 10%,*

*\*\*indica significancia estadística al 5%*

*\*\*\*indica significancia estadística al 1%*

Con los resultados obtenidos en la tabla 16, se confirma los indicios que se tenían con el método de mínimos cuadrados de un posible efecto miércoles y un efecto viernes. Además, se confirma que el efecto miércoles y el efecto viernes fueron significativos durante el periodo anterior a la crisis. Sin embargo, con el paso del tiempo parecen ir desapareciendo. De hecho, en periodos posteriores a la crisis no se registra ningún efecto día de la semana en el índice BOVESPA, lo cual evidencia también el estudio de (Rojas & Kristjanpoller, 2014), donde no encuentra evidencia de efectos estacionales en el último periodo de su análisis de día de la semana en el índice BOVESPA. Durante la crisis, se registró un posible efecto miércoles, pero con un nivel de significancia del 10%, lo cual no es significativo.

7.3.6.1.3 *IPSA*. Al igual que los dos modelos anteriores, el modelo efecto día de la semana en el índice *IPSA* también presenta efectos ARCH que se pueden ver en el apéndice A. Los siguientes resultados, son los obtenidos con el modelo GARCH (1.1).

Tabla 17.

*Efecto día de la semana IPSA. GARCH (1.1)*

Periodo	Tipo de dato	Completa	Precrisis	Durante-crisis	Postcrisis
Lunes	Coeficiente	-0.000624	-0.000857	0.001501	-0.0009
	Probabilidad	0.0069***	0.0349**	0.0256**	0.0039***
Martes	Coeficiente	0.00032	0.000294	0.00099	0.000158
	Probabilidad	0.1739	0.4118	0.161	0.6502
Miércoles	Coeficiente	0.000776	0.001308	0.00123	0.000307
	Probabilidad	0.0006***	0.0004***	0.0687*	0.3285
Jueves	Coeficiente	0.000676	0.001394	0.000795	0.000151
	Probabilidad	0.0045***	0.0003***	0.2929	0.6443
Viernes	Coeficiente	0.001232	0.001774	0.001572	0.000816
	Probabilidad	0***	0***	0.0457**	0.0046***

*Nota: \*indica significancia estadística al 10%,*

*\*\*indica significancia estadística al 5%,*

*\*\*\*indica significancia estadística al 1%*

Con los resultados de la tabla 17, se confirma la existencia de un efecto lunes obtenida en la regresión de mínimos cuadrados ordinarios. El efecto está presente de manera significativa antes y después de la crisis; este efecto persiste en índice chileno. Además, se confirma la presencia del efecto viernes desde antes de la crisis y es persistente a lo largo de los periodos evaluados, con rendimientos significativamente superiores al del resto de días. En años anteriores a la crisis, se evidenciaban rendimientos significativamente altos para los miércoles y jueves, sin embargo, estos desaparecen con el paso del tiempo y, en el periodo posterior a la crisis ya no se presentan.

*7.3.6.1.4 COLCAP.* El índice COLCAP presenta efectos tipo ARCH que se pueden evidenciar en el apéndice A. Por tal motivo, se efectúan las pruebas con el modelo GARCH (11) obteniendo los siguientes resultados.

Tabla 18.

*Efecto día de la semana COLCAP. GARCH (1.1)*

DIA	Tipo de dato	2008-2019
Lunes	Coficiente	-0.000103
	Probabilidad	0.764
Martes	Coficiente	0.000527
	Probabilidad	0.0789*
Miércoles	Coficiente	0.001309
	Probabilidad	0***
Jueves	Coficiente	-0.0000504
	Probabilidad	0.8735

Continuación tabla 18

Viernes	<b>Coefficiente</b>	<b>0.000315</b>
	Probabilidad	0.3634

Nota: \*indica significancia estadística al 10%,

\*\*indica significancia estadística al 5%

\*\*\*indica significancia estadística al 1%

Con el análisis del modelo GARCH (1.1) se confirma la presencia del efecto miércoles obtenida en el modelo anterior. Al parecer, es a mitad de semana cuando los inversionistas pueden obtener los rendimientos más altos para este mercado. Se descarta la posibilidad planteada anteriormente de un posible efecto lunes, ya que los rendimientos medios en este día no son significativos.

7.3.6.1.5 IPC. Se realizó la prueba de efectos ARCH en el modelo planteado para el índice mexicano y sus resultados pueden verse en el apéndice A. Con la presencia de efectos ARCH, se procede a plantear el modelo GARCH (1.1) obteniendo los siguientes resultados.

Tabla 19.

Efecto día de la semana IPC. GARCH (1.1)

Periodo	Tipo de dato	Completa	Precrisis	Durante-crisis	Postcrisis
Lunes	<b>Coefficiente</b>	0.000795	0.001013	0.002379	0.00034
	<b>Probabilidad</b>	0.0063***	0.0776*	0.015**	0.3446
Martes	<b>Coefficiente</b>	0.00041	0.001472	-0.000451	0.000135
	<b>Probabilidad</b>	0.1176	0.0061***	0.5682	0.6835
Miércoles	<b>Coefficiente</b>	0.000719	0.00181	0.001479	0.000234
	<b>Probabilidad</b>	0.0125**	0.001***	0.0962*	0.5209
Jueves	<b>Coefficiente</b>	0.000309	0.001595	0.000369	-0.000207
	<b>Probabilidad</b>	0.3049	0.0046***	0.7209	0.5881

*Continuación tabla 19*

Viernes	<b>Coefficiente</b>	0.000421	0.00095	0.000445	0.000232
	<b>Probabilidad</b>	0.1689	0.1318	0.6552	0.5284

*Nota: \*indica significancia estadística al 10%,*

*\*\*indica significancia estadística al 5%*

*\*\*\*indica significancia estadística al 1%*

Los resultados indican que el lunes hay rendimientos significativamente altos, al igual que los miércoles en la muestra del periodo completo. Esto se debe a que el periodo anterior a la crisis registró un efecto miércoles significativo. Además, el jueves presenta rendimientos significativamente altos en el periodo anterior a la crisis. Sin embargo, estos comportamientos “anormales” parecen ir desapareciendo con el paso del tiempo en este índice. En periodos posteriores a la crisis, no se presentan efectos día de la semana en el principal índice mexicano.

*7.3.6.2 Efecto enero.* Una vez realizadas las pruebas de heterocedasticidad para los modelos de efecto enero planteados para la regresión de mínimos cuadrados, se encontró que solo los modelos del índice BOVESPA y el índice IPC presentan efectos ARCH con evidencia semi fuerte, como se puede apreciar en el apéndice A. Por tal razón, se replantean estos modelos a un modelo tipo GARCH (1.1).

La variable  $\alpha$  representa los rendimientos medios de todos los meses diferentes de enero, cuando la variable binaria toma el valor de cero, mientras que, como su nombre lo indica la variable Enero representa los rendimientos para el mes de enero a lo largo de los periodos analizados; es decir, cuando la variable binaria toma el valor de 1. A continuación, se presentan los resultados en la tabla 20.

Tabla 20.

*Efecto enero GARCH (1.1)*

<b>ENERO</b>	Variable	Tipo de dato	Completa	Precrisis	Durante-crisis	Post crisis
BOVESPA	$\alpha$	<b>Coefficiente</b>	0.010219	0.020596	-0.017688	0.003389
		<b>Probabilidad</b>	0.0295**	0.0101**	0***	0.576
	<b>Enero</b>	<b>Coefficiente</b>	0.001893	0.008239	0.002687	0.005394
		<b>Probabilidad</b>	0.877	0.6957	0.9637	0.7161
IPC	$\alpha$	<b>Coefficiente</b>	0.006793	0.023434	0.023297	0.001458
		<b>Probabilidad</b>	0.0242**	0***	0.0202**	0.6835
	<b>Enero</b>	<b>Coefficiente</b>	-0.002141	0.022247	-0.072262	-0.002935
		<b>Probabilidad</b>	0.8188	0***	0.2422	0.7764

Nota: \*indica significancia estadística al 10%,

\*\*indica significancia estadística al 5%

\*\*\*indica significancia estadística al 1%

Al realizar el análisis del efecto enero con modelos autorregresivos, se confirma la ausencia del efecto enero en estos dos índices. El índice BOVESPA registra un indicio de efecto enero en el periodo que duro la crisis, sin embargo, no es significativo. En el índice mexicano, no puede afirmarse la existencia de efecto enero en ninguno de los periodos analizados.

Estos resultados, son similares a los obtenidos por (Herrera & Rodríguez, 2010), quien al evaluar diferentes índices latinoamericanos utilizando el dólar como moneda, no encuentra presencia del efecto enero en estos dos mercados.

**7.3.6.3 Efecto fin de mes.** Se realizan las pruebas de heterocedasticidad a cada uno de los modelos de efecto fin de mes. Los resultados de cada una de estas pruebas pueden consultarse en el apéndice A. Los modelos de fin de mes de los cinco países arrojan que los efectos ARCH

están presentes. Por lo tanto, siguiendo con la metodología planteada se procede a plantear el modelo GARCH (1.1) para cada uno de los modelos.

Es pertinente recordar el significado de las variables. La variable  $\alpha$  representa los rendimientos medios en los días que no están dentro de la ventana de tiempo establecida en la metodología. La variable  $\beta$  representa los rendimientos medios de los días que están dentro de la ventana de tiempo de fin de mes.

Tabla 21.

*Efecto fin de mes GARCH (1.1)*

ÍNDICE	Variable	Tipo de dato	Completa	Precrisis	Durante- crisis	Post crisis
MERVAL	$\alpha$	Coficiente	0.000834	0.000483	0.001585	0.001083
		Probabilidad	0.0126**	0.3551	0.0774*	0.0342**
	$\beta$	Coficiente	0.000849	0.001266	-0.000356	0.000529
		Probabilidad	0.1089	0.1186	0.7881	0.5178
BOVESPA	$\alpha$	Coficiente	0.000247	0.000114	0.000216	0.000274
		Probabilidad	0.376	0.8219	0.7721	0.4589
	$\beta$	Coficiente	0.001098	0.0025	0.001662	0.000316
		Probabilidad	0.0095***	0.0017***	0.1425	0.5702
IPSA	$\alpha$	Coficiente	0.000292	0.000438	0.001404	-0.0000355
		Probabilidad	0.025**	0.0532*	0.0009***	0.8378
	$\beta$	Coficiente	0.000503	0.000953	-0.000534	0.000394
		Probabilidad	0.0179**	0.0091***	0.4265	0.1662
IPC	$\alpha$	Coficiente	0.000294	0.000668	0.000591	0.000106
		Probabilidad	0.0931*	0.0463**	0.3088	0.6244
	$\beta$	Coficiente	0.000621	0.001885	0.000558	0.000107
		Probabilidad	0.0193**	0.0004***	0.5052	0.7434

*Nota: \*indica significancia estadística al 10%,*

*\*\*indica significancia estadística al 5%*

\*\*\*indica significancia estadística al 1%

De acuerdo con los resultados de los modelos autorregresivos, que se reportan en la tabla 21, se confirma la existencia del efecto fin de mes en periodos anteriores a la crisis para los índices BOVESPA e IPC. Sin embargo, este efecto desaparece una vez llegada la crisis y en periodos posteriores, no se encuentra presencia de este efecto en ninguno de los índices evaluados de manera significativa. También se confirma la presencia del efecto fin de mes en el periodo que presidió la crisis, a un nivel de significancia del 5%.

En la regresión de Mínimos Cuadrados Ordinarios, se encontró que el índice Merval presentaba efecto fin de mes, no obstante, en el análisis actual no hay evidencia de este efecto en ninguno de los periodos evaluados para la serie de rendimientos de este índice.

Al igual que en el análisis anterior de fin de mes, los resultados para el índice COLCAP se presentan en una tabla diferente.

Tabla 22.

*Efecto fin de mes COLCAP GARCH (1.1)*

ÍNDICE	Variable	Tipo de dato	Completa
COLCAP	$\alpha$	Coefficiente	0.000145
		Probabilidad	0.4722
	$\beta$	Coefficiente	0.000627
		Probabilidad	0.0378**

Nota: \*indica significancia estadística al 10%,

\*\*indica significancia estadística al 5%

\*\*\*indica significancia estadística al 1%

Los resultados de las dos metodologías indican la presencia de efecto fin de mes en el periodo analizado para el índice COLCAP. En el caso del modelo GARCH (1.1) se presenta con una

significancia del 5%. Basándose en los resultados de las dos pruebas, es correcto afirmar que en el índice colombiano existe evidencia semi-fuerte de presencia del efecto fin de mes.

7.3.6.4 *Efecto fin de año.* Al realizar las pruebas de efectos ARCH en cada uno de los modelos planteados para evaluar el efecto fin de año, se encuentra que todos los modelos presentan heterocedasticidad en la varianza de los residuos. Los resultados de estos análisis pueden encontrarse en el apéndice A. Siguiendo con lo establecido en la metodología, se plantea el modelo GARCH (1.1) obteniendo los resultados que se enseñan a continuación.

Tabla 23.

*Efecto fin de año GARCH (1.1)*

ÍNDICE	Variable	Tipo de dato	Periodo
Merval	$\alpha$	Coeficiente	0.010198
		Probabilidad	0***
	TY	Coeficiente	0.015275
		Probabilidad	0.0003***
BOVESPA	$\alpha$	Coeficiente	0.007172
		Probabilidad	0***
	TY	Coeficiente	0.024915
		Probabilidad	0***
IPSA	$\alpha$	Coeficiente	0.003872
		Probabilidad	0***
	TY	Coeficiente	0.006145
		Probabilidad	0.0023***

Continuación tabla 23

COLCAP	$\alpha$	Coeficiente	0.003476
		Probabilidad	0***
	TY	Coeficiente	0.003572
		Probabilidad	0.2624
IPC	$\alpha$	Coeficiente	0.006817
		Probabilidad	0***
	TY	Coeficiente	0.007467
		Probabilidad	0.0081***

Nota: \*indica significancia estadística al 10%,

\*\*indica significancia estadística al 5%

\*\*\*indica significancia estadística al 1%

Con estos resultados, se confirma la presencia significativa y fuerte del efecto fin de año en los índices de Merval, BOVESPA e IPSA, evidenciada en los modelos planteados anteriormente. En menor medida, el índice mexicano IPC también presenta efecto fin de año, con rendimientos superiores durante esta ventana de tiempo en comparación con otros periodos de fin de mes de igual ventana de tiempo. El índice COLCAP no presenta evidencia significativa de efecto fin de año en sus rendimientos durante el periodo analizado.

## 8. Conclusiones

Al analizar el índice Merval para el efecto día de la semana con el método de mínimos cuadrados ordinarios, se encontró presencia de efecto lunes, con rendimientos más bajos que el resto de los días y la existencia de un posible efecto fin de semana, con rentabilidades superiores que iniciaban el miércoles, tomaban valores más altos el jueves con un nivel de confianza superior al 99% y se mantenía hasta el viernes con un nivel de confianza del 95%. Sin embargo,

una vez realizada las pruebas con modelos autorregresivos, se descarta la presencia de efecto lunes y de un posible efecto viernes. En cambio, se sugiere la existencia de un efecto mitad de semana, con rendimientos superiores los miércoles y jueves, con presencia antes y después de la crisis. Este índice, además presenta efecto enero en sus series de rendimientos mensuales. Con el método de mínimos cuadrados ordinarios, se encontró efecto de fin de mes, sin embargo, es descartado utilizando la metodología de autorregresivos. El efecto fin de año se confirma para las dos metodologías.

El índice brasileño BOVESPA, presentó efecto miércoles y efecto fin de semana. No obstante, se confirma su existencia únicamente para el periodo anterior a la crisis. En el periodo posterior a la crisis se descarta la existencia de efectos día de la semana en este índice. También se descarta la existencia del efecto enero con los resultados de las dos metodologías. El efecto fin de mes está presente en este índice en el periodo anterior a la crisis y el efecto fin de año está presente los veinte años analizados.

El efecto lunes y efecto fin de semana están presentes en el índice chileno IPSA de manera fuerte. En las dos metodologías empleadas, el efecto lunes y viernes está presente, en el periodo anterior y el posterior a la crisis. Por otro lado, se demostró que el IPC no presenta ningún tipo de efecto enero en ninguno de los periodos evaluados. El efecto fin de mes estuvo presente en el periodo anterior a la crisis y se confirmó con los modelos autorregresivos. También se encontró que este efecto fin de mes, desaparece en el periodo que duró la crisis y, al igual que los índices Merval y BOVESPA, presenta efecto de fin de año con las dos metodologías.

El estudio de las anomalías estacionales en el índice COLCAP presenta efecto miércoles, confirmado con los modelos autorregresivos. No hay evidencia de presencia de efecto enero y hay una presencia de efecto fin de mes, que se manifiesta de manera semi-fuerte. Además, a estos hallazgos, se evidencia que el índice COLCAP no presenta efectos de fin de año con ninguna de las metodologías evaluadas.

Para el índice mexicano IPC, con los modelos autorregresivos se encuentran rendimientos superiores para los lunes y miércoles, los cuales desaparecen en el periodo posterior a la crisis.

Asimismo, se realizaron las dos metodologías para evaluar el efecto enero y se confirma que no existe este efecto en ninguno de los periodos analizados. El efecto fin de mes, al igual que el efecto día de la semana se presenta en el periodo anterior a la crisis, luego no representa rendimientos superiores significativos. Por último, al utilizar los modelos autorregresivos se evidencia la presencia de efecto fin de año en este índice.

A manera general, esta investigación confirma la existencia de efectos estacionales en los principales mercados latinoamericanos. El efecto día de la semana se ha presentado en todos los mercados y sigue presente en los índices Merval, IPSA y COLCAP. Asimismo, solo se encuentra evidencia de efecto enero en el índice Merval. Además, el efecto fin de mes se presentó en los índices BOVESPA e IPSA en periodos anteriores a la crisis y en el COLCAP durante el periodo analizado. Utilizando una nueva metodología para evaluar índices latinoamericanos se encontró evidencia del efecto fin de año en cuatro de los cinco índices analizados, la excepción fue el índice colombiano. Esto representa una novedad y un aporte para

el efecto de estudios de anomalías calendario en mercados latinoamericanos, ya que previamente había sido sugerido por otros autores, pero no había sido comprobado.

En este estudio, también se demuestra la importancia que tienen los modelos planteados y la metodología escogida para evaluar los efectos calendarios. Gran parte de los estudios de anomalías utilizan únicamente la regresión de mínimos cuadrados ordinarios como base metodológica, asumiendo la homocedasticidad en la varianza de los residuales. La presente investigación tiene en cuenta la volatilidad a la hora de buscar efectos estacionales y compara los resultados con los obtenidos con la metodología tradicional.

Sin lugar a duda, esta investigación es un gran aporte para la literatura de estudios financieros en mercados emergentes, como lo son los mercados latinoamericanos. Es una herramienta para futuras investigaciones de estudio de cualquier tipo de anomalía que se quiera estudiar en alguno de estos mercados. Además, contribuye a reducir la brecha que existe con estudios en mercados desarrollados como los son el americano y los europeos. Asimismo, esta investigación tiene un aporte metodológico en la evaluación de fin de año, ya que tradicionalmente los estudios se centran en estudiar el efecto mes del año o fin de diciembre.

Esta investigación también es útil tanto para inversionistas como para los emisores de acciones nacionales e internacionales de cada uno de estos mercados, brindándole información sobre qué días se obtienen mayores y menores rendimientos en la semana, en el mes o en el año. Asimismo, es una herramienta importante para asesores financieros, quienes pueden basar una recomendación en estudios realizados sobre efectos estacionales y la posibilidad de recibir rentabilidades mayores, lo que implica mayores comisiones.

Las explicaciones para estos efectos estacionarios son diversas y variadas dentro de la literatura. De acuerdo con (K. Rodríguez, 2009), este efecto tiene su fundamento en la psicología de mercado y en el comportamiento de las personas que lo componen, campo de las finanzas conductuales

## **9. Recomendaciones**

Se recomienda extender el estudio de anomalías calendario en los mercados latinoamericanos, por ejemplo, a el estudio de efectos como el pre festivo, el mes del año, entre otros

Asimismo, el estudio de efectos estacionales tiene numerosas posibilidades en diferentes campos. Se recomienda ampliar estos estudios a otros mercados como lo son, el mercado de futuros o el mercado de divisass. Además, otros estudios de efectos estacionales pueden enfocare en los precios de las principales criptomonedas que se cotizan hoy en día y la variación de sus precios.

Por último, se recomienda realizar más estudios a la variación del precio y volatilidad del índice COLCAP, ya que la mayoría de las investigaciones del mercado bursátil colombiano se enfocan en el índice IGBC.

**Referencias bibliográficas**

- Agrawal, A., & Tandon, K. (1994). Anomalies or illusions? Evidence from stock markets in eighteen countries. *Journal of International Money and Finance*, 13(1), 83–106. [https://doi.org/10.1016/0261-5606\(94\)90026-4](https://doi.org/10.1016/0261-5606(94)90026-4)
- Aguirre, J. (2013). Estudios Gerenciales. *Estudios Gerenciales*, 31, 100–110. [https://doi.org/10.1016/S0123-5923\(13\)70015-9](https://doi.org/10.1016/S0123-5923(13)70015-9)
- Alves, I. B. (2011). *Anomalias de calendário dos mercados financeiros português, russo e alemão*. 1–94.
- Ariel, R. A. (1987). A monthly effect in stock returns. *Journal of Financial Economics*, 18(1), 161–174. [https://doi.org/10.1016/0304-405X\(87\)90066-3](https://doi.org/10.1016/0304-405X(87)90066-3)
- ARIEL, R. A. (1990). High Stock Returns before Holidays: Existence and Evidence on Possible Causes. *The Journal of Finance*, 45(5), 1611–1626. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1990.tb03731.x>
- Bachelier, L. (1900). Théorie de la spéculation. *Annales Scientifiques de l'École Normale Supérieure*, 17, 21–86. <https://doi.org/10.24033/asens.476>
- Barone, E. (1990). The italian stock market. Efficiency and calendar anomalies. *Journal of Banking and Finance*, 14(2–3), 483–510. [https://doi.org/10.1016/0378-4266\(90\)90061-6](https://doi.org/10.1016/0378-4266(90)90061-6)
- Bollerslev, T. (1986). A generalized least absolute deviation method for parameter estimation of autoregressive signals. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 19(1), 107–118. <https://doi.org/10.1109/TNN.2007.902962>
- Bolsa de Santiago. (n.d.). Retrieved December 1, 2019, from <https://www.bolsadesantiago.com/>
- Bolsa de Valores de Colombia. (n.d.). Retrieved December 1, 2019, from <https://www.bvc.com.co/pps/tibco/portalbvc>
- Borges, M. R. (2009). Calendar Effects in Portuguese Stock Markets: Critique of Previous Methodologies and Recent Evidence in European Countries. *ISEG Working Papers No. WP 37/2009/DE/UECE.*, (Lisbon: Technical University of Lisbon, School of Economics and Management), 31p.
- Bovespa: qué es - Diccionario de Economía - elEconomista.es. (2018). Retrieved November 30, 2019, from <https://www.eleconomista.es/diccionario-de-economia/bovespa>
- Caballero, J. A. (2014). *ESTUDIO DEL EFECTO BURBUJA EN LOS PRINCIPALES*

*MERCADOS BURSÁTILES DE LATINOAMÉRICA.*

- Cabello, A., & Ortiz, E. (2004). Day of the Week and Month of the Year Effects At the Latin American Emerging Markets. In *International Finance Review* (Vol. 5). [https://doi.org/10.1016/S1569-3767\(05\)05013-2](https://doi.org/10.1016/S1569-3767(05)05013-2)
- Campbell, J. Y., Lo, A. W., & MacKinlay, A. C. (2012). The econometrics of financial markets. *The Econometrics of Financial Markets*, 1–611. <https://doi.org/10.1017/s1365100598009092>
- Chen, J., Frijns, B., Indriawan, I., & Ren, H. (2019). Turn of the Month effect in the New Zealand stock market. *New Zealand Economic Papers*, 53(3), 288–306. <https://doi.org/10.1080/00779954.2018.1513058>
- Choudhry, T. (2000). Day of the week effect in emerging Asian stock markets: Evidence from the GARCH model. *Applied Financial Economics*, 10(3), 235–242. <https://doi.org/10.1080/096031000331653>
- Cross, F. (1973). The Behavior of Stock Prices on Fridays and Mondays. *Financial Analysts Journal*, 29(6), 67–69. <https://doi.org/10.2469/faj.v29.n6.67>
- Engle, R. F. (1982). Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation. *Econometrica*, 50(4), 987. <https://doi.org/10.2307/1912773>
- Fama, E. F. (1970). Session topic: stock market price behavior. *The Journal of Finance*, 25(2), 383–417.
- Fama, E. F. (1991). Efficient Capital Markets: II. *The Journal of Finance*, 46(5), 1575. <https://doi.org/10.2307/2328565>
- Fields, M. . (1931). Stock Prices: A Problem in Verification. *The Journal of Business of the University of Chicago*, 4(2), 415–418.
- French, K. R. (1980). Reruns and the Weekend Effect. *Journal of Financial Economics*, 8, 55–69.
- Garay, M., & Demmler, M. (2019). Analysis of the January Effect in Time Series of Mexican Stock Market Indexes. *Mercados y Negocios*, 1(40), 43–62.
- Garcés, L. (Universidad I. de S. (2014). *COMPROBACIÓN DEL EFECTO MANADA EN LOS PRINCIPALES MERCADOS BURSÁTILES DE AMÉRICA LATINA.*
- Gbeda, J. M., & Pehrah, J. A. (2018). Day of the week effect and stock market volatility in

- Ghana and Nairobi stock exchanges. *Journal of Economics and Finance*, 42(4), 727–745.  
<https://doi.org/10.1007/s12197-017-9409-7>
- Gibbons, M. R., & Hess, P. (1981). Day of the week effects and asset returns. *Journal of Business*, 54.
- Gujarati, D. N., & Porter, D. C. (2009). Econometría. In □□ □ □□□□□ (Vol. 5).
- Herrera, F. L., & Rodríguez, D. (2010). *Latinoamericanas De Valores \**. (230), 25–46.
- Índices del mercado bursátil colombiano | Banco de la República (banco central de Colombia). (n.d.). Retrieved November 30, 2019, from <https://www.banrep.gov.co/es/indices-del-mercado-bursatil-colombiano>
- Inicio - Bolsa de Comercio de Buenos Aires. (n.d.). Retrieved December 1, 2019, from <https://www.bcba.sba.com.ar/>
- Karanovic, G., & Karanovic, B. (2018). The day-of-the-week effect: Evidence from selected Balkan markets. *Scientific Annals of Economics and Business*, 65(1), 1–11.  
<https://doi.org/10.2478/saeb-2018-0005>
- Keim, B. (1983). *Evidence research in financial returns and market value of common equity for samples Banz and implicitly This study examines the month-to-month stability of the size anomaly over the period from 1963-1979 . The evidence indicates that nearly fifty percent.* 12, 13–32.
- Kinateder, H., Weber, K., & Wagner, N. F. (2019). Revisiting calendar anomalies in BRICS countries. *Buletin Ekonomi Moneter Dan Perbankan*, 22(2), 213–236.  
<https://doi.org/10.21098/bemp.v22i2.1092>
- Kristjanpoller Rodríguez, W. (2012). Efecto día feriado en los principales mercados accionarios de Latinoamérica. *Contaduría y Administración*, 57(2), 45–62.  
<https://doi.org/10.22201/fca.24488410e.2012.184>
- Kumar, S. (2015). Turn-of-month effect in the Indian currency market. *International Journal of Managerial Finance*, 11(2), 232–243. <https://doi.org/10.1108/IJMF-05-2014-0068>
- Kumar, S., & Pathak, R. (2015). *Do the calendar anomalies still exist? Evidence from Indian currency market.* (Unit 07), 1–5.
- Lakonishok, J., & Smidt, S. (1988). Are Seasonal Anomalies Real? A Ninety-Year Perspective. *Review of Financial Studies*, 1(4), 403–425. <https://doi.org/10.1093/rfs/1.4.403>
- Lobão, J. (2018). Are African stock markets inefficient? New evidence on seasonal anomalies.

- Scientific Annals of Economics and Business*, 65(3), 283–301. <https://doi.org/10.2478/saeb-2018-0023>
- Maria Caporale, G., & Zakirova, V. (2017). Calendar anomalies in the Russian stock market. *Russian Journal of Economics*, 3(1), 101–108. <https://doi.org/10.1016/j.ruje.2017.02.007>
- Mercado bursátil - Enciclopedia | Banrepcultural. (n.d.). Retrieved December 1, 2019, from [https://enciclopedia.banrepcultural.org/index.php?title=Mercado\\_bursatil](https://enciclopedia.banrepcultural.org/index.php?title=Mercado_bursatil)
- Monsegny, M. C., & Cuervo, E. C. (2008). Modelos arch, garch y egarch: Aplicaciones a series financieras. *Cuadernos de Economía*, 27(48), 287–319.
- Novales, A. (2013). Modelos ARCH univariantes y multivariantes. *Departamento de Economía Cuantitativa Universidad Complutense*. Retrieved from <https://www.ucm.es/data/cont/media/www/pag-41459/Arch.pdf>
- Perez, G. G. A. (2018). Does the January effect still exists? *International Journal of Financial Research*, 9(1), 50–73. <https://doi.org/10.5430/ijfr.v9n1p50>
- Ramirez, Z. I. de S. (2013). *ESTUDIO DEL EFECTO TAMAÑO EN LOS PRINCIPALES MERCADOS BURSÁTILES DE LATINOAMÉRICA ZULAY*.
- Roberts, H. V. (1967). STOCK-MARKET “PATTERNS” AND FINANCIAL ANALYSIS: METHODOLOGICAL SUGGESTIONS. *The Journal of Finance*, 1(1), 2–3. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1946.tb01545.x>
- Rodríguez, K. (2009). Análisis del efecto día de semana en los mercados accionarios latinoamericano. *Lecturas de Economía*, unknown(71), 189–207.
- Rodríguez, W. K., & Yáñez, T. A. (2015). El efecto fin de mes en los principales mercados accionarios latinoamericanos. *Contaduría y Administración*, 60(1), 53–86. [https://doi.org/10.1016/S0186-1042\(15\)72147-9](https://doi.org/10.1016/S0186-1042(15)72147-9)
- Rojas, E., & Kristjanpoller, W. (2014). Anomalías de calendario en los mercados accionarios latinoamericanos: una revisión mediante el procedimiento de Bonferroni. *Lecturas de Economía*, (81). <https://doi.org/10.17533/udea.le.n81a4>
- Rossi, M., & Gunardi, A. (2018). Efficient market hypothesis and stock market anomalies: Empirical evidence in four European countries. *Journal of Applied Business Research*, 34(1), 183–192. <https://doi.org/10.19030/jabr.v34i1.10111>
- Rozeff, M. S., & Kinney, W. R. (1976). Capital market seasonality: The case of stock returns. *Journal of Financial Economics*, 3(4), 379–402.

405X(76)90028-3

- Sander, P., & Veiderpass, R. (2013). Testing the Turn-of-the-Year Effect on Baltic Stock Exchanges. *Review of Finance and Banking*, 5(2), 145–154.
- Silva, W. A. C., Melo, A. de O., & Pinto, E. A. (2013). Efeito Dia Da Semana: Análise De Anomalias De Retorno Dos Índices Acionários No Mercado Brasileiro. *Revista de Gestão*, 20(4), 477–495. <https://doi.org/10.5700/rege510>
- Smidt, S., & Lakonishok, J. (1984). *VOLUME AND TURN-OF-THE-YEAR BEHAVIOR*. 13(June), 435–455.
- Thaler, R. H. (1987). Anomalies: The January Effect. *Journal of Economic Perspectives*, 1(1), 197–201. <https://doi.org/10.1257/jep.1.1.197>
- ÜNAL, A., DEMİREL, O., & ÖNCÜ, M. A. (2017). the Day of the Week Effect in Borsa Istanbul: a Garch Model Analysis. *International Journal of Management Economics and Business*, 13(3), 0–0. <https://doi.org/10.17130/ijmeb.2017331332>
- Wachtel, S. B. (1942). *Certain Observations on Seasonal Movements in Stock Prices*. 15(2), 184–193.
- Winkelried, D., & Iberico, L. A. (2018). Calendar effects in Latin American stock markets. *Empirical Economics*, 54(3), 1215–1235. <https://doi.org/10.1007/s00181-017-1257-y>