

# Estocástica: FINANZAS Y RIESGO

Estimaciones de riesgo ajustadas por distribución:  
una aplicación para portafolios de inversión  
integrados por activos nacionales

Francisco J. Reyes Zárate  
Iván León López

Técnicas metaheurísticas para pronosticar el  
tipo de cambio del dólar de Estados Unidos con  
respecto al peso mexicano

Gustavo López Malpica  
Luis Fernando Hoyos Reyes  
Domingo Rodríguez Benavides  
Roman Anselmo Mora Gutiérrez

Portafolios de volatilidad con opciones  
financieras. Un análisis por series de tiempo  
para las empresas BIMBO y HERDEZ del  
sector de alimentos de la BMV

Maivelin Mendez Molina  
Héctor Alonso Olivares Aguayo  
Luis Antonio Andrade Rosas

Volatilidad de los rendimientos de los sectores bursátiles  
mexicanos durante las crisis ocurridas entre 1998 y 2021

Jovita Vite de la Cruz  
Francisco López-Herrera  
José Antonio Morales Castro

**VOLUMEN 11, NÚMERO 2**  
**JULIO - DICIEMBRE 2021**

## Directorio

### Universidad Autónoma Metropolitana

#### Rector General

Dr. José Antonio De los Reyes Heredia

#### Unidad Azcapotzalco

##### Rector de la Unidad

Dr. Oscar Lozano Carrillo

##### Director de la División de Ciencias Sociales y Humanidades

Mtro. Miguel Pérez López

##### Jefe del Departamento de Administración

Dr. Jesús Manuel Ramos García

##### Coordinador de Difusión y Publicaciones de la División de Ciencias Sociales y Humanidades

Dr. Alfredo Garibay Suárez

#### Comité Editorial

##### Presidenta

Dra. María G. Henaine-Abed  
Departamento de Sistemas,  
Universidad Autónoma Metropolitana–Azcapotzalco  
Cd. de México, México

##### Editora

Dra. Marissa R. Martínez-Preece  
Departamento de Administración,  
Universidad Autónoma Metropolitana–Azcapotzalco  
Cd. de México, México

##### Coeditor

Mtro. Carlos Zubieta-Badillo  
Departamento de Ciencias Básicas,  
Universidad Autónoma Metropolitana–Azcapotzalco  
Cd. de México, México

#### Dirección de este número

Dra. María G. Henaine-Abed  
Dra. Marissa R. Martínez-Preece  
Mtro. Carlos Zubieta-Badillo

### Consejo Editorial

Dr. Diego Agudelo-Rueda  
Área de Mercados Financieros,  
Universidad EAFIT  
Medellín, Colombia

Dr. Marco Avellaneda  
División de Matemáticas Financieras  
Instituto Courant  
Universidad de Nueva York  
Nueva York, EE. UU.

Dr. Miguel Ángel Gutiérrez-Andrade  
Departamento de Ingeniería Eléctrica,  
Universidad Autónoma Metropolitana-Iztapalapa,  
Cd. de México, México

Dr. Onésimo Hernández-Lerma  
Departamento de Matemáticas, CINVESTAV,  
Instituto Politécnico Nacional.  
Cd. de México, México

Dr. Francisco López-Herrera  
Facultad de Contaduría y Administración,  
Universidad Nacional Autónoma de México,  
Cd. de México, México

Dr. Edgar Ortiz  
Facultad de Ciencias Políticas y Sociales,  
Universidad Nacional Autónoma de México,  
Cd. de México, México

Dr. Dan Rosen  
Facultad de Ciencias Aplicadas e Ingeniería  
Universidad de Toronto,  
Toronto, Canadá

Dra. Patricia Saavedra-Barrera  
Departamento de Matemáticas,  
Universidad Autónoma Metropolitana-Iztapalapa,  
Cd. de México, México

Dr. Roberto J. Santillán-Salgado  
EGADE Business School  
Instituto Tecnológico y de Estudios Superiores de  
Monterrey  
Campus Monterrey,  
Monterrey, Nuevo León, México

Dr. Francisco Venegas-Martínez  
Escuela Superior de Economía,  
Instituto Politécnico Nacional,  
Cd. de México, México

# Estocástica: FINANZAS Y RIESGO

Volumen 11, número 2

julio - diciembre 2021

**E**stocástica: finanzas y riesgo es una revista académica de acceso abierto, especializada en finanzas, dirigida a investigadores/as y académicos/as interesados/as en el análisis de los riesgos financieros y temáticas relacionadas con éstos, editada semestralmente por la Universidad Autónoma Metropolitana, en versión impresa y electrónica. Todos los artículos son sometidos a arbitraje bajo la modalidad doble ciego, los cuales pueden ser publicados en inglés o español. Su objetivo es contribuir al desarrollo del conocimiento de las finanzas, la administración y modelado de riesgos, y la ingeniería financiera, así como promover la comunicación de resultados de investigación original, tanto teórica como empírica, relacionada con el estudio y práctica de estas disciplinas.

Universidad  
Autónoma  
Metropolitana



Casa abierta al tiempo Azcapotzalco

**ESTOCÁSTICA: FINANZAS Y RIESGO.** Volumen 11, número 2, julio–diciembre de 2021, es una publicación semestral de la Universidad Autónoma Metropolitana, a través de la Unidad Azcapotzalco, División de Ciencias Sociales y Humanidades, Departamento de Administración. Prolongación Canal de Miramontes 3855, Col. Exhacienda San Juan de Dios, Alcaldía Tlalpan, C.P. 14387, Ciudad de México, México, Av. San Pablo 180, Col. Reynosa Tamaulipas, Alcaldía Azcapotzalco, C.P. 02200. Ciudad de México, México, teléfono 5553-18-94-54 extensiones 157 y 154. Página electrónica de la revista: <http://estocastica.azc.uam.mx>, y dirección electrónica: [estocastica@azc.uam.mx](mailto:estocastica@azc.uam.mx). Editora responsable Dra. Marissa del Rosario Martínez Preece. Certificado de Derechos al Uso Exclusivo número 04-2011-102016113300-203, ISSN 2007-5383, ambos otorgados por el Instituto Nacional del Derecho de Autor. Responsable de la última actualización de este número, Dra. María Guadalupe Henaine-Abed, Departamento de Sistemas, División de Ciencias Básicas e Ingeniería, Unidad Azcapotzalco, Av. San Pablo 180, Col. Reynosa Tamaulipas, Alcaldía Azcapotzalco, C.P. 02200, Ciudad de México, México, fecha de última modificación: el 10 de diciembre de 2021. Tamaño del archivo: 5.92 MB.

Las opiniones expresadas por los autores no necesariamente reflejan la postura del editor de la publicación.

Queda estrictamente prohibida la reproducción total o parcial de los contenidos e imágenes de la publicación sin previa autorización de la Universidad Autónoma Metropolitana.

# CONTENIDO

Estimaciones de riesgo ajustadas por  
distribución: una aplicación para portafolios  
de inversión integrados por activos nacionales

Francisco J. Reyes Zárate  
Iván León López

117

Técnicas metaheurísticas para pronosticar el  
tipo de cambio del dólar de Estados Unidos  
con respecto al peso mexicano

Gustavo López Malpica  
Luis Fernando Hoyos Reyes  
Domingo Rodríguez Benavides  
Roman Anselmo Mora Gutiérrez

147

Portafolios de volatilidad con opciones  
financieras. Un análisis por series de tiempo  
para las empresas BIMBO y HERDEZ del  
sector de alimentos de la BMV

Maivelin Mendez Molina  
Héctor Alonso Olivares Aguayo  
Luis Antonio Andrade Rosas

173

Volatilidad de los rendimientos de los sectores  
bursátiles mexicanos durante las crisis  
ocurridas entre 1998 y 2021

Jovita Vite de la Cruz  
Francisco López-Herrera  
José Antonio Morales Castro

209

# Estimaciones de riesgo ajustadas por distribución: una aplicación para portafolios de inversión integrados por activos nacionales

## Distribution-Adjusted Risk Estimates: An Application to Domestic Assets Investment Portfolios.

---

Francisco J. Reyes Zárate\*

Iván León López\*\*

(Fecha de recepción: 4 de enero de 2021, Fecha de aceptación: 18 de junio de 2021)

### RESUMEN

Pese a todos los efectos económicos que el virus SARS-CoV-2 (COVID-19) ha dejado en las economías del mundo, los mercados financieros han funcionado bajo condiciones de adaptación mediática que permiten a los inversionistas seguir evaluando oportunidades para diversificar y optimizar sus carteras. El presente trabajo se concentra en el ajuste de distribución sobre los parámetros de la varianza de series financieras que conforman un portafolio de inversión mostrando estimadores consistentes y eficientes sobre el comportamiento y pronóstico de la volatilidad utilizando modelos paramétricos GARCH (*Generalized Autoregressive Heteroskedasticity*), y no paramétricos como la volatilidad histórica y el modelo EWMA (*Exponentially Weighted Moving Average*). Los resultados obtenidos muestran que los métodos no paramétricos sobreestiman los niveles de volatilidad en comparación con los modelos de volatilidad condicional al verificar el análisis retrospectivo basado en los en-

---

\* Departamento de Administración de la Universidad Autónoma Metropolitana, Unidad Azcapotzalco, Cd. de México, México.  
[fjrz@azc.uam.mx](mailto:fjrz@azc.uam.mx). ORCID: 0000-0003-4327-2033

\*\* Departamento de Sistemas, Programa de Maestría y Doctorado en Ingeniería de la Universidad Nacional Autónoma de México, Cd. de México, México.  
[ivanleon1097@gmail.com](mailto:ivanleon1097@gmail.com). ORCID: 0000-0001-9115-6219

Los autores agradecen los comentarios realizados por los dictaminadores anónimos que participaron en la revisión del presente trabajo, sin los cuales el mismo no hubiera podido ser posible mejorar. Desde luego, cualquier falla es responsabilidad atribuible únicamente a los autores.

foques de Valor en Riesgo (VaR) y su versión condicional (CVaR) durante el periodo prepandemia y postpandemia.

Clasificación JEL: G11, C53, C51, C61, D84.

**Palabras clave:** ajuste distribucional, volatilidad, portafolios de inversión, VaR, CVaR Condicional, EWMA, GARCH.

#### ABSTRACT

*Despite the effects of the SARS-CoV-2 (COVID 19) virus on the world economy, the financial markets have functioned under mediatic adaptation conditions which allow investors to keep evaluating opportunities for diversifying and optimizing portfolios. This paper focuses on the distribution adjustment of the variance parameters of the financial series that make up an investment portfolio showing consistent and efficient estimators of the volatility behaviour and forecast by means of GARCH parametric models (Generalized Autoregressive Heteroskedasticity), and non-parametric ones such as historic volatility and the EWMA (Exponentially Weighted Moving Average) model. The results obtained show that the non-parametric methods overestimate the volatility levels compared with the conditional volatility models when verifying the retrospective analysis based on the Value at Risk (VaR) approach and its conditional version (CVaR) during the pre and post pandemic periods.*

*JEL Codes: G11, C53, C51, C61, D84.*

**Keywords:** distribution adjustment, volatility, investment portfolio, VaR, conditional VaR, EWMA, GARCH.

## Introducción

Los mercados financieros internacionales han experimentado períodos de alta volatilidad a través del tiempo que se han intensificado en los últimos treinta años como parte del efecto de la globalización financiera. El comportamiento de los mercados se vio afectado por la pandemia COVID-19 durante 2020, cuyo primer brote inició a finales de 2019 y fue declarada pandemia por la OMS (2020) el 11 de marzo de 2020.<sup>1</sup> Pese a este contexto, los inversionistas continuaron evaluando oportunidades de inversión que les permitieran obtener rendimientos sin dejar de operar interactivamente en el mercado bursátil.

Los efectos macroeconómicos y microeconómicos de la pandemia han perturbado de forma contundente a las economías mundiales al afectar sus niveles de crecimiento. Según datos del Fondo Monetario Internacional

---

<sup>1</sup> La Organización Mundial de la Salud (OMS), determina en su evaluación que la COVID-19 puede caracterizarse como una pandemia.

(2021) en el año 2020 el producto mundial fue de -3.3 por ciento, en tanto se pronostica que en 2021 sea de 6.0, y en 2022 se espera que alcance 4.4%. Ante estos resultados, podría suponerse que los mercados financieros mostrasen una conducta similar, es decir, que los resultados se acercaran, al menos, al comportamiento observado durante el periodo 2007-2008 cuando la burbuja especulativa que se gestó, debido al problema de las hipotecas *subprime* en Estados Unidos, provocó una crisis global en los mercados financieros. Sin embargo, los mercados han demostrado una línea de tiempo diferente al comportamiento económico mundial, dado que su conducta no mostró cambios drásticos, por el contrario, su recuperación fue más rápida e inclusive, redituable, en algunos sectores como el tecnológico y de entretenimiento, por ejemplo.

Una alternativa para minimizar riesgos y hacer frente a la fluctuación de los precios de las acciones, es a través de la estructuración de portafolios de inversión incluyendo activos que cumplan con el rol de convertirse en refugios de valor y/o el rol de instrumentos de cobertura. Paralelamente, uno de los objetivos principales de los modelos de volatilidad es proporcionar medidas que puedan utilizarse en la gestión de riesgos financieros, ayudando en la selección de activos de un portafolio de inversión y en la fijación de precios de derivados. Los modelos *Value at Risk* (o Valor en Riesgo, *VaR*) y *Conditional Value at Risk* (o Valor en Riesgo Condicional, *CVaR*) frecuentemente utilizados en la gestión del riesgo por las instituciones financieras, representan una medida de riesgo de pérdida financiera bajo un intervalo de confianza y horizonte de tiempo determinados, y requieren de una estimación de la volatilidad para su formulación.

Para la estimación de la volatilidad, se utilizaron muestras del precio de las acciones de tres emisoras que cotizan en la Bolsa Mexicana de Valores y se realizaron pruebas de análisis retrospectivo (o *backtesting*) para comparar los límites del Valor en Riesgo (*VaR*) y Valor en Riesgo Condicional (*CVaR*) respecto a los modelos obtenidos estimando la volatilidad para datos históricos, EWMA y GARCH, para el rendimiento de los portafolios óptimos estimados bajo la teoría de Markowitz (1952).

El presente trabajo sugiere que el ajuste de distribución sobre los parámetros media-varianza presenta resultados más consistentes y eficientes sobre la volatilidad en los portafolios de inversión aplicados utilizando modelos paramétricos y no paramétricos como son GARCH (*Generalized Autoregressive Heteroskedasticity*) y EWMA (*Exponentially Weighted Moving Average*). El documento está organizado en cuatro secciones. La primera

sección presenta la revisión de la literatura con trabajos similares. La segunda parte presenta el marco metodológico que muestra los enfoques aplicados en el documento. La tercera sección presenta el alcance del estudio, criterios de selección de las emisoras y los resultados obtenidos. Al final, se ofrecen las conclusiones.

## 1. Revisión de literatura

La diversificación de un portafolio de inversión se aplica bajo un entorno global, *i.e.*, se pueden conformar portafolios de activos que pertenecen a distintos mercados y en diferentes denominaciones monetarias. Solnik (1974) muestra los beneficios de la diversificación internacional de acciones comparando un portafolio de títulos de Estados Unidos *versus* un portafolio de títulos compuesto por títulos tanto de Estados Unidos como internacionales, concluyendo que el riesgo de este último es menor comparado con el de un portafolio con activos nacionales para todos las carteras de la frontera eficiente. Pereda (2007) aplica el modelo de Markowitz (1952) realizando una estimación de la frontera eficiente en las Administradoras de Fondo de Pensiones (AFP) considerando los activos de bonos gubernamentales, bonos corporativos, acciones nacionales, depósitos a plazo en moneda nacional y extranjera, acciones y bonos internacionales. Baur y Lucey (2010) concluyen que el oro es un instrumento de cobertura contra la fluctuación de precios de las acciones y un refugio de valor en situaciones extremas. Su análisis muestra que la condición de refugio de valor del oro es temporal. El estudio se realizó para los mercados de Estados Unidos, Inglaterra y Alemania estimando modelos econométricos que incorporan el efecto de volatilidad no constante con componentes del modelo GARCH, se identificaron relaciones entre los rendimientos del oro, las acciones y los bonos en estos mercados. Jie y Nigel (2010) mencionan que la estimación de la volatilidad de los rendimientos de los activos es un requisito previo para muchas tareas de gestión de riesgos, en las finanzas; identifican los escenarios y generan pronósticos a partir de modelos de volatilidad histórica, GARCH y EWMA, concluyendo que en escenarios con volatilidad media existe poca penalización por usar EWMA independientemente del proceso de generación de volatilidad. De la Torre *et al.* (2019) estudian el empleo de modelos markovianos con cambio de régimen (Markov-Switching, MS) que incluye dos regímenes, varianza constante, modelos ARCH/GARCH y una función de verosimilitud gaussiana o t-Student para administrar activamente portafolios en los mercados

accionarios del índice MSCI andino (Chile, Colombia y Perú), realizando simulaciones y ejecutando estrategias de inversión para una cartera; sus resultados sugieren que emplear modelos MS-ARCH gaussianos es lo mejor para la administración activa de los mercados chileno y colombiano, y que ninguno de estos es preferible para la administración pasiva en Perú.

Ospina y Gialdo (2009) desarrollan el enfoque de valor en riesgo (VaR) aplicado a la serie de rendimientos de las acciones de mayor bursatilidad del mercado colombiano mediante el método paramétrico utilizando el enfoque RiskMetrics y varios modelos de la familia GARCH tales como PGARCH, TGARCH, EGARCH, u otros modelos como IGARCH, GARCH-M para hallar la varianza condicional. En todos los casos analizados detectaron racimos o *clústeres* de volatilidad, por tal razón los modelos GARCH son adecuados para estudiar el comportamiento de los activos financieros.

Vargas (2017) realizó la estimación de la volatilidad de los Fondos de Inversión Abiertos del Mercado de Valores boliviano. Mediante la aplicación del modelo GARCH (p,q) se cuantificó la varianza y la volatilidad condicional e incondicional de largo plazo, realizando proyecciones para visualizar el nivel de convergencia hacia su nivel de largo plazo e, implementando un proceso de simulación Monte Carlo, se realizaron estimaciones mediante un modelo de volatilidad estocástica. También se evaluó la presencia de asimetría en la volatilidad de los Fondos de Inversión mediante la aplicación de los modelos y finalmente se realizó una estimación de la rentabilidad ajustada al riesgo por medio de los modelos EWMA, GARCH-MA, GARCH GJR y EGARCH; los resultados fueron congruentes con los alcanzados mediante el modelo GARCH.

Durán *et al.* (2013) desarrollaron un modelo GARCH con simetría condicional autorregresiva para describir series de tiempo, es decir que, adicionalmente a la media y varianza condicionales, se asume que el sesgo describe el comportamiento de las series de tiempo y muestran su utilidad a través de modelar la serie de rendimientos diarios del Índice de Precios y Cotizaciones (IPC) de México durante el periodo comprendido entre el 3 de enero de 2008 y 29 de septiembre de 2009. El Jebari y Hakmaoui (2018) comparan la familia de modelos GARCH (GARCH (1,1), GJR-GARCH, PGARCH, EGARCH e IGARCH) contra el modelo EWMA aplicado al índice MADEX del mercado bursátil de Marruecos; proponen el uso de métricas como MRSE, RAE y TIC, encuentran que todos los modelos GARCH superan al modelo EWMA y encuentran que el mejor modelo para pronosticar es el IGARCH.

Por otra parte, Naimy y Hayek (2018) utilizan los modelos EWMA, GARCH (1,1) y EGARCH para pronosticar la volatilidad de una moneda virtual como la criptomoneda *bitcoin*; destacan la superioridad del modelo EGARCH que no solamente captura de mejor manera el efecto apalancamiento y los resultados MAE Y RMSE que tienden a presentar un pronóstico presumiblemente más efectivo. Emenogu *et al.* (2020), en su estudio, investigan la volatilidad en los rendimientos diarios de activos del mercado de acciones petroleras nigeriano utilizando nueve variantes de la familia de modelos GARCH aplicando modelos VaR y *backtesting*, sobre el cual se concentra el estudio en éste último; de esta manera, para seleccionar al mejor modelo, ellos concluyen que los enfoques GARCH exponencial (eGARCH) y GARCH estándar (sGARCH) son los mejores al utilizar innovaciones normales, en tanto que el enfoque NGARCH es el mejor para el caso de inovaciones t-student con AIC.

En cuestión de estudios que destaquen la aplicación de ajuste de distribución en modelos financieros, en Reyes y Ortiz (2013) utilizan ajustes de distribución para los índices financieros de los países que conforman el TLCAN (hoy T-MEC), encontrando que el ajuste de las distribuciones de estas series mejoran presumiblemente los parámetros de la matriz var-covar adaptadas a los portafolios de inversión delta-normal encontrando que los modelos multivariantes GARCH (en especial el modelo de correlación condicional constante -o CCC) superan a los modelos GARCH univariados. Hasta ahora, no se han identificado trabajos que utilicen la sustitución de parámetros obtenidos por un ajuste de distribución a la selección de series financieras de acciones que cotizan en la Bolsa Mexicana de Valores y comparar los parámetros de riesgo con diferentes metodologías VaR-GARCH.

## 2. Marco metodológico

### 2.1. Ajuste distribucional

De acuerdo con Rachev *et al.* (2005), en los años cincuenta y parte de los sesenta del siglo pasado, los conceptos en las finanzas teóricas y empíricas asumían los supuestos de normalidad sobre los precios de activos financieros. Sin embargo, la evidencia empírica mostraba que las series de rendimientos tenían “colas pesadas” y posibles sesgos. Lo anterior implica, hasta el día de hoy, que en las “colas” de la distribución se ubican los valores extremos. Bajo las distribuciones empíricas de los precios de activos

financieros se ha encontrado que los valores extremos sean más probables de ser pronosticados en comparación con una distribución normal.

El ajuste de datos por distribuciones estadísticas de probabilidad es un método utilizado desde finales del siglo XIX por Karl Pearson y cuyo fin parte de contrastar la forma real que asumen los datos por su comportamiento (Karian y Dudewicz, 2011) y características particulares contra la expectativa de una probable distribución teórica de la cual se parte como comportamiento general (i.e., real *versus* teórica).<sup>2</sup>

## 2.2. Modelo de portafolios de inversión de Markowitz

La teoría moderna de portafolios de inversión desarrollada por Markowitz (1952), expone su teoría para determinar la composición óptima de un portafolio de valores, maximizando la rentabilidad para un determinado nivel máximo de riesgo aceptable y, en forma alternativa, minimizar el riesgo para una rentabilidad mínima esperada. Este enfoque determina que existe una relación entre el riesgo y la rentabilidad y establece el concepto de eficiencia en la asignación o distribución de activos que componen un portafolio de inversión. En la frontera eficiente se encuentran los portafolios que proporcionan mayores niveles de rentabilidad, dado un determinado nivel de riesgo. La selección de un portafolio específico dependerá del nivel de aversión al riesgo de cada inversionista. Para estimar los puntos de la frontera eficiente se utilizan las metodologías de cálculo basadas en el enfoque de Markowitz (*ídem*).

Los rendimientos entre  $t$  y  $t - 1$  para cada cada activo se obtienen a partir de aplicar la aproximación logarítmica mostrada en la ecuación (1).

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

donde:

$R_t$  = el rendimiento en el periodo  $t$ .

$P_t$  = el precio del activo en el periodo  $t$ .

<sup>2</sup> A través del tiempo y la sofisticación de técnicas, gracias al desarrollo tecnológico, se ha permitido modelar datos de memoria larga y aquellos conocidos como big data y cuyas familias de distribuciones ajustadas ha ido acrecentándose de tal manera que las simulaciones adquieren mayor relevancia dados los supuestos y el ajuste de datos a las distribuciones de la cual adquieren forma y con resultados presumiblemente confiables según el umbral definido para su caracterización en diversas disciplinas del quehacer científico.

$P_{t-1}$  = el precio del activo en el periodo  $t - 1$ .

La siguiente estructura retoma las ideas principales de Lasa (2005) para describir el desarrollo de un portafolios de inversión. El riesgo de un activo financiero se calcula mediante la desviación estándar, comúnmente conocida como volatilidad de un activo financiero, y es calculada de mediante la ecuación (2).

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (R_i - E(R))^2}{n - 1}} \quad \text{donde:} \quad \begin{array}{l} \sigma = \text{desviación estándar o volatilidad del} \\ \text{activo.} \\ R_i = \text{rendimiento } i\text{-ésimo del activo.} \\ E(R) = \text{rendimiento promedio del activo.} \end{array} \quad (2)$$

El punto de varianza mínima global se alcanza al optimizar el portafolio de inversión cuando se minimiza la varianza y se maximiza el riesgo esperado del mismo:

$$\min \sigma_p^2 = \sum_i w_i^2 \sigma_i^2 + \sum_i \sum_{i \neq j} w_i w_j \sigma_{ij} \quad (3)$$

$$\max. E(R_p) = \sum_i w_i E(R_i) \quad (4)$$

s.a:  $\sum w_i = 1$

donde:

$\sigma_p^2$  = la varianza del portafolio.

$w_i$  = el porcentaje de inversión en el activo  $i$  como proporción de la cartera total.

$\sigma_i$  = la desviación estándar de los rendimientos del activo  $i$ .

$\sigma_j$  = la desviación estándar de los rendimientos del activo  $j$ .

$\sigma_{ij}$  = la covarianza de los rendimientos del activo  $i$  y  $j$ .

$E(R_p)$  = el rendimiento esperado del portafolio, es decir, la suma del porcentaje invertido en cada activo por el rendimiento esperado de cada uno de los activos que lo conforman.

$\sum w_i = 1$ , indica que la suma del porcentaje invertido en cada uno de los activos debe ser igual a 1.

Para definir el portafolio de máximo rendimiento dado un nivel de riesgo

$$\max E(R_p) = \sum_i E(R_i) \quad (5)$$

$$\text{s.a.: } \sum w_i = 1 \text{ y } \sigma_p^2 = k.$$

donde  $k$  es un valor fijo para la varianza del portafolio, el resultado final proporciona los porcentajes de inversión en cada activo, cuya combinación muestra el mayor rendimiento esperado dado un nivel de riesgo.

El portafolio de mínima varianza dado un nivel de rendimiento, esto es:

$$\min \sigma_p^2 = \sum_i w_i^2 \sigma_i^2 + \sum_i \sum_{i \neq j} w_i w_j \sigma_{ij} \quad (6)$$

$$\text{s.a.: } E(R_p) = \sum_i w_i E(R_i) = k_2, \text{ y } \sum w_i = 1.$$

donde  $k_2$  es un valor fijo para el rendimiento del portafolio; el resultado final muestra los porcentajes de inversión en cada activo cuya combinación proporciona el menor nivel de riesgo posible dado un nivel de rendimiento esperado.

### 2.3. Modelo Autoregresivo Heteroscedástico General (GARCH)

El Modelo ARCH (*Autoregressive Conditional Heteroskedasticity*) fue propuesto por Engle (1982), y su generalización fue llevada a cabo por Bollerslev (1986) bajo el nombre de modelo GARCH (*Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity*), fue propuesto en donde se deseaba lograr una mayor precisión en la predicción y mejorar lo que el modelo ARCH(1) ya había logrado, *i.e.*, la estimación al tiempo  $t + 1$  de la varianza depende sólo del último valor de  $\sigma_t$ , para lograr la mejor precisión, Bollerslev incluyó todos los valores pasados  $\sigma_t$ , con un menor peso para volatilidades más distantes, esto lo realiza introduciendo  $p$  retrasos de la varianza condicional al modelo y esta hace referencia al orden del modelo GARCH. Sea  $r_t$  una serie de *log*rendimientos y  $a_t = r_t - \mu$  entonces el proceso  $a_t$  es llamado GARCH( $p, q$ ) si:

$$a_t = \sigma_t \eta_t, \eta_t \sim iid N(0,1) \quad (7)$$

donde:

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \beta_i \sigma_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^q \alpha_j \sigma_{t-j}^2, \alpha_0 > 0, \beta_j \geq 0, \alpha_j \geq 0 \quad (8)$$

$$\sum_{i=1}^{\max(p,q)} (\alpha_i + \beta_i) < 1 \quad (9)$$

Lo anterior garantiza que la varianza sea positiva y existan los momentos de orden superior, de esta condición obtenemos que la varianza es una martingala de  $a_t$  finita, mientras que su varianza condicionada  $\sigma_t^2$  cambia a través del tiempo.<sup>3</sup>

#### 2.4. Promedios móviles exponenciales ponderados

De acuerdo con de Lara (2008), el modelo de promedios móviles exponenciales ponderados (mejor conocido como *Exponentially Weighted Moving Average*, o EWMA) es una extensión del promedio histórico y la antesala de modelo GARCH, y provoca que las observaciones más recientes de la serie tengan un mayor peso:

$$\sigma_t^2 = (1 - \lambda) \sum_j \lambda^{j-1} R_{t-1-j}^2 \quad (10)$$

donde:

$R_{t-1-j}^2$  = varianza de los rendimientos.

$\lambda$  = factor de caída (*decay factor*), con  $0 < \lambda < 1$

<sup>3</sup> Tomando  $p = q = 1$  tenemos que el proceso  $a_t$  es un modelo GARCH(1,1), con  $a_t = \sigma_t \eta_t$  donde:

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2 + \alpha_1 a_{t-1}^2$$

En este modelo, un valor alto de  $a_{t-1}^2$  o  $\sigma_{t-1}^2$  conlleva una mayor varianza  $\sigma_t^2$ . Por tanto, un shock  $a_{t-1}^2$  grande tiende a ser seguido por otro shock  $a_t$  grande, lo que genera el agrupamiento de volatilidad que se observa en series financieras.

La forma más sencilla es definida como:

$$\sigma_{t+1}^2 = \lambda \sigma_t^2 + (1 - \lambda) R_t^2 \quad (11)$$

implica que la varianza del periodo siguiente es un promedio ponderado de la varianza y el rendimiento actuales al cuadrado. En la ecuación (11), el factor de caída  $\lambda$  debe ubicarse entre cero y uno; también es claro que, entre más pequeño sea el valor del  $\lambda$ , se le está asignando mayor peso a los datos más recientes, en busca de una respuesta rápida a los cambios del activo.<sup>4</sup>

## 2.5. Valor en Riesgo y Valor en Riesgo Condicional

El Valor en Riesgo (o *Value at Risk*, VaR) es un método estadístico propuesto por J.P. Morgan y Reuters (1996), utilizado para evaluar el riesgo de una inversión en portafolios o activos. Según Jorion (1997), el VaR es la máxima pérdida esperada bajo condiciones normales de mercado, ya sea para un portafolio o un activo financiero, con una probabilidad y un intervalo de tiempo conocido. El VaR se mide a través de tres variables: monto de la pérdida, probabilidad de que ocurra dicha pérdida (nivel de confianza) y el intervalo de tiempo de ocurrencia.<sup>5</sup> Para determinar el VaR del portafolio es necesario considerar los efectos de diversificación con las correlaciones entre los rendimientos de los activos que conforman el portafolios. La metodología que se sigue, también llamada de Matriz Varianza-Covarianza o *Delta-Normal*, es la mostrada en las ecuaciones (12) y (13):

$$\text{VaR}_p = F * S * \sigma_p * \sqrt{t}; \quad (12)$$

$$\text{con } \sigma_p = \sqrt{\mathbf{w}^T \Sigma \mathbf{w}} \quad (13)$$

donde:

F = factor que determina el nivel de confianza de cálculo.

S = nivel de confianza (intervalo).

<sup>4</sup> RiskMetrics (1999) establece un valor  $\lambda = 0.94$  para datos diarios.

<sup>5</sup> Es importante destacar que el VaR no busca describir o predecir los peores escenarios, sino proveer un estimado del rango de posibles ganancias o pérdidas. El VaR estadísticamente es una medida de las pérdidas potenciales de un portafolio de activos financieros, así que se define como un intervalo de confianza en una de las colas, la de pérdidas del portafolio. Existen varias metodologías para el cálculo del VaR: Varianza-Covarianza o Delta Normal o Paramétrico (el aquí calculado), Simulación Histórica y Simulación Montecarlo (de Lara, 2008).

$\sigma_p$  = varianza del portafolio de inversión.

$t$  = horizonte de tiempo en que se desea ajustar el VaR (factor de agregación/desagregación).

$w$  = vector de pesos de las posiciones del portafolio ( $n \times 1$ ).

$\Sigma$  = matriz de varianzas-covarianzas que incluye las correlaciones entre rendimientos de los activos del portafolios ( $n \times n$ ).

Rockafellar y Stanislav (2002) proponen la medida de Valor en Riesgo Condicional (*Conditional Value at Risk*, CVaR), como otra opción para medir las pérdidas potenciales dadas las críticas que había recibido el método VaR simple.<sup>6</sup> El  $\alpha$ -CVaR es la pérdida esperada que excede al  $\alpha$ -VaR, así CVaR se define como el valor promedio de las pérdidas peores a  $\alpha$ -VaR. El enfoque CVaR se implementa a fin de intentar resolver los vacíos que la metodología VaR no puede cubrir. La metodología CVaR, cuya base es una distribución continúa dados los cambios en el valor del portafolio, es definida como la esperanza matemática condicional de las pérdidas que han excedido el nivel del VaR, en otras palabras:

$$CVaR_{\alpha}(x) = -E[x|x \leq VaR_{\alpha}(x)] \quad (14)$$

El CVaR será siempre mayor o igual al VaR ( $CVaR \geq VaR$ ). Cuando la distribución de pérdidas y ganancias se asume como una distribución normal, ésta se calcula de la siguiente forma:

$$CVaR_{\alpha}(x) = -E[x | \leq VaR_{\alpha}(x)] = \frac{e^{-\frac{q^2 \alpha}{2}}}{\alpha \sqrt{2\pi}} \quad (15)$$

<sup>6</sup> La falta de subaditividad y de convexidad son dos de los problemas que presenta la metodología VaR para considerarla como una medida de riesgo coherente. Cuando los rendimientos no se asumen como normales, esto provoca que el VaR asociado a un portafolio que combina, por ejemplo, dos activos financieros sea mayor que la suma de los riesgos del VaR de los activos individuales. Artzner et al. (1997, 1999) destacan lo anterior, así como las dificultades para obtener una solución óptima para la minimización del riesgo si no hay convexidad en las superficies de riesgo. El enfoque VaR muestra que tiene problemas al trabajar de forma numérica si no existe una distribución normal de la pérdida, que es uno de los supuestos fundamentales del mismo. De esta manera, la coherencia está únicamente basada en la desviación estándar de distribuciones normales sobre los rendimientos de los activos, ya que bajo los supuestos de la distribución normal el VaR es proporcional a la desviación estándar de los rendimientos de los instrumentos.

La medida es conocida también como *Mean Excess Loss*, *Expected Shortfall* o *Tail VaR*. Sin embargo, para distribuciones discretas, el CVaR puede ser distinto. Por definición, para distribuciones continuas, el  $-\alpha$ -CVaR es la pérdida esperada que excede al  $\alpha$ -VaR, en otras palabras, es el valor medio de las pérdidas peores a  $(1 - \alpha) \cdot 100\%$ .

### 3. Resultados

La hipótesis a verificar se basa en el supuesto de que el riesgo de un portafolio con activos de riesgo de mercado (acciones) se ve afectado por la manera de cuantificar las varianzas, por ello, a partir del ajuste distribucional, los parámetros media-varianza, obtenidos, parecen mejorar los resultados de acuerdo con las características del comportamiento de la volatilidad que impera en ellos, y de esta manera, apoyar la toma de decisiones bajo los escenarios de cuantificación del portafolio de inversión. El análisis se centrará en el período que abarca del 2 de enero de 2019 al 1º de mayo de 2020, con un total de 354 datos diarios para cada serie. A continuación, se detallan los principales supuestos asumidos en el desarrollo del trabajo.

Para la estimación de las fronteras eficientes se utiliza el modelo de Markowitz (1952) en su forma no restrictiva; es decir, no se establecen límites máximos y mínimos a la inversión, cumpliendo con que la suma del porcentaje de inversión en los activos debe ser igual a uno. Por otra parte, la metodología planteada para responder la hipótesis consiste en la construcción y comparación de 3 fronteras eficientes (conjuntos de portafolios) de la siguiente forma: frontera eficiente 1) Portafolios en acciones conformados por la BMV y el riesgo estimado por la volatilidad histórica de los rendimientos; frontera eficiente 2) Portafolios en acciones conformados por la BMV y el riesgo estimado por la metodología EWMA; y frontera eficiente 3) Portafolios en acciones conformados por la BMV y el riesgo estimado por el modelo GARCH (1,1). Se realiza el análisis retrospectivo (*backtesting*) para el VaR y CVaR del portafolio de menor varianza considerando las tres estimaciones de la volatilidad.

La Tabla 1 muestra el rendimiento, la volatilidad y la correlación entre 29 acciones que componen el índice de Precios y Cotizaciones (IPC) de la Bolsa Mexicana de Valores (BMV). Cabe destacar que la matriz presentada muestra correlaciones positivas del orden 20/70%, esto significa que las oportunidades de diversificación se reducen debido a que la relación directa de los co-movimientos de los rendimientos accionarios se mueven en la

misma dirección; sin embargo, esto no implica que se pierda la oportunidad de obtener ventajas, sino que implica generar nuevas opciones estratégicas para hacer rentable el portafolios de inversión. Se seleccionaron tres activos de las emisoras que conforman el IPC de la BMV, considerando dos criterios de selección. El primer criterio de selección es que el rendimiento del precio de las acciones sea mayor a cero.<sup>7</sup> El segundo criterio de selección se basa en que la correlación entre dos series financieras de los rendimientos sea menor o igual a 0.40, de no ser así, se considera a la emisora con mayor rendimiento. De esta manera, las emisoras que pasan estos dos criterios son las emisoras: BOLSAA, CUERVO, GMEXICOB, GRUMAB, KIMBERA y LABB (que podemos observar en la Gráfica 1), en donde se muestran las 6 emisoras, de éstas seleccionamos aquellas que presentan un mayor rendimiento y menor riesgo, en los rangos de bajo, medio y alto riesgo respectivamente, aplicando este criterio las emisoras para formar el portafolio son: CUERVO, GRUMAB y LABB, que están encerrados en un círculo verde.<sup>8</sup>

En la Gráfica 2 se observan los patrones de cambio en los rendimientos de las tres emisoras con base enero-2019 = 100. En las tres emisoras se experimenta una alta volatilidad, sobre todo LABB seguida de BECLE y, más abajo, GRUMAB; las volatilidades se ven magnificadas en los primeros cua-

---

<sup>7</sup> En la tabla 1 se observa que las emisoras que no cumplen con este criterio son las emisoras: AC, ALPEKA, ALSEA, ASURB, BBAJIOO, BIMBOA, CEMEXCPO, FEMSAUBD, GCARSOA1, GCC, GENTERA, GFNORTEO, IENOVA, MEGACPO, PEÑOLES, PINFRA, TLEVISACPO, LIVEPOLC-1, RA y ORBIA. En la misma tabla se observa de las emisoras restantes, las primeras emisoras que no cumplen con este criterio es AMXL (0.019% y GAPB (0.002%), dado que el rendimiento de GAPB es mayor nos quedamos con esta, otra vez la emisora GAPB (0.002 por ciento) y GMEXICOB (0.072%), no cumplen este criterio dado que el rendimiento de GMEXICOB es mayor nos quedamos con esta y por último GMEXICOB (0.072%) y OMAB (0.030%) tampoco cumplen con este criterio, nos quedamos con GMEXICOB.

<sup>8</sup> BECLE, S.A.B. DE C.V. (CUERVO), pertenece a la industria de bebidas alcohólicas destiladas y el mayor productor de tequila a nivel mundial. Tiene más de 30 marcas de bebidas alcohólicas, algunas de ellas propias, distribuidas a nivel mundial, y algunas otras propiedades de terceros distribuidas únicamente en México.

GENOMMA LAB INTERNACIONAL, S.A.B. DE C.V. (LABB) es una empresa que desarrolla productos de cuidado personal y extendió las categorías de sus productos para incluir productos farmacéuticos que no requieren receta médica. En 2004, la Compañía empieza su expansión internacional, llevando a la empresa a tener presencia en 19 países fuera de México.

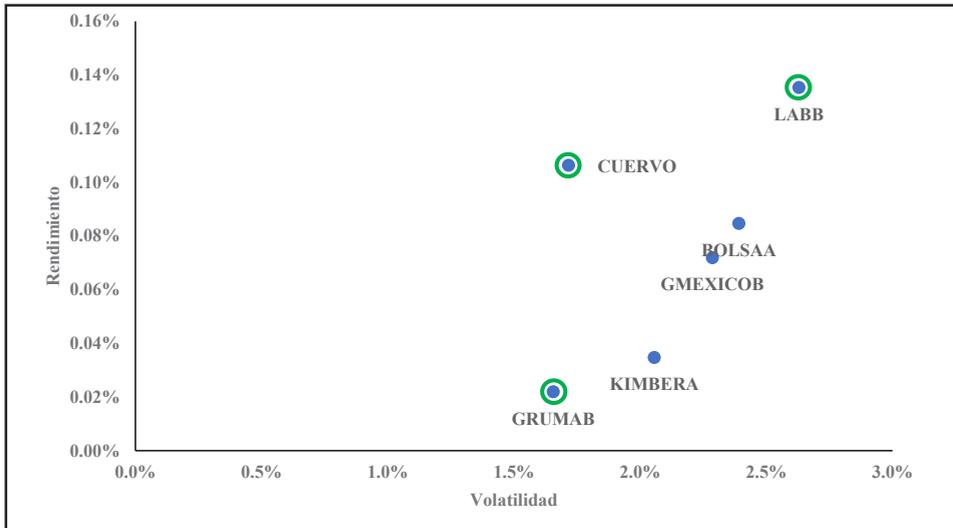
GRUMA, S.A.B. de C.V.(GRUMAB) es uno de los productores más grandes de harina de maíz y tortillas en el mundo. Opera principalmente en los Estados Unidos, México, Centroamérica, Europa, Asia y Oceanía. Y cuenta con alrededor de 21,000 empleados y 73 plantas.

Tabla 1. Rendimiento, volatilidad y correlación de los activos del IPC de la BMV

EMISORAS	E(R)%	$\sigma$ (%)	AC	ALPEKA	ALSEA	AMXL	ASURB	BBAJIOO	BIMBOA	BOLSAA	CENEXCPO	CUERVO	FEMSAUBD	GAPB	GCARSOAI	GCC	GENTERA	GFNORTEO	GAEXICOB	GRUMAB	GENOVA	KIMBERA	LABB	MEGACPO	OMAB	PEAFOLES	PINRA	TLEVISACP	LIVEPOLC-I	RA	ORBIA				
AC	-0.019	1.335	1																																
ALPEKA	-0.124	2.402	0.27	1																															
ALSEA	-0.267	3.139	0.14	0.31	1																														
AMXL	0.200	1.762	0.30	0.32	0.19	1																													
ASURB	-0.055	2.158	0.31	0.32	0.37	0.39	1																												
BBAJIOO	-0.164	2.109	0.34	0.26	0.28	0.37	0.45	1																											
BIMBOA	-0.014	2.183	0.31	0.31	0.07	0.43	0.30	0.31	1																										
BOLSAA	0.085	2.391	0.24	0.26	0.34	0.33	0.23	0.19	0.27	1																									
CENEXCPO	-0.158	2.725	0.31	0.31	0.27	0.45	0.38	0.46	0.38	0.26	1																								
CUERVO	0.106	1.717	0.26	0.25	0.16	0.16	0.25	0.30	0.25	0.22	0.20	1																							
FEMSAUBD	-0.029	1.528	0.28	0.34	0.25	0.42	0.36	0.37	0.28	0.23	0.23	0.25	1																						
GAPB	0.003	2.659	0.34	0.36	0.46	0.41	0.71	0.48	0.35	0.30	0.44	0.26	0.32	1																					
GCARSOAI	-0.100	2.684	0.32	0.32	0.10	0.42	0.23	0.33	0.37	0.16	0.31	0.20	0.25	0.35	1																				
GCC	-0.058	1.788	0.23	0.25	0.16	0.30	0.28	0.29	0.28	0.17	0.37	0.12	0.34	0.23	0.11	1																			
GENTERA	-0.135	3.026	0.32	0.38	0.33	0.22	0.37	0.47	0.25	0.35	0.39	0.27	0.24	0.45	0.28	0.30	1																		
GFNORTEO	-0.079	2.555	0.29	0.36	0.31	0.49	0.43	0.50	0.37	0.36	0.51	0.20	0.45	0.54	0.29	0.34	0.40	1																	
GAEXICOB	0.022	2.287	0.29	0.27	0.18	0.41	0.29	0.29	0.37	0.33	0.44	0.14	0.29	0.40	0.33	0.28	0.30	0.39	1																
GRUMAB	-0.029	1.656	0.27	0.21	0.07	0.53	0.12	0.12	0.28	0.08	0.13	0.14	0.13	0.21	0.30	0.01	0.10	0.17	0.32	1															
GENOVA	0.035	2.138	0.25	0.12	0.26	0.28	0.19	0.28	0.24	0.33	0.26	0.17	0.23	0.32	0.28	0.09	0.22	0.31	0.38	0.22	1														
KIMBERA	0.032	2.056	0.22	0.21	0.23	0.33	0.23	0.29	0.32	0.23	0.38	0.13	0.30	0.26	0.26	0.28	0.30	0.28	0.30	0.11	0.30	1													
LIVEPOLC-I	0.056	2.056	0.13	0.11	0.08	0.38	0.08	0.18	0.19	0.25	0.35	0.14	0.18	0.19	0.33	0.15	0.11	0.19	0.36	0.30	0.35	0.17	1												
MEGACPO	-0.066	1.967	0.13	0.11	0.08	0.38	0.08	0.18	0.19	0.25	0.35	0.14	0.18	0.19	0.33	0.15	0.11	0.19	0.36	0.30	0.35	0.17	0.35	1											
OMAB	0.030	2.487	0.32	0.33	0.37	0.39	0.56	0.47	0.29	0.30	0.43	0.35	0.35	0.70	0.33	0.38	0.45	0.45	0.43	0.24	0.32	0.33	0.22	0.23	1										
PEAFOLES	-0.027	2.887	0.17	0.22	0.00	0.22	0.12	0.05	0.24	0.11	0.12	0.11	0.13	0.21	0.18	0.18	0.04	0.19	0.33	0.30	0.09	0.63	0.13	0.17	0.18	0.18	1								
PINRA	-0.016	1.800	0.39	0.27	0.30	0.35	0.43	0.38	0.40	0.37	0.40	0.33	0.29	0.49	0.37	0.26	0.34	0.36	0.42	0.05	0.39	0.36	0.21	0.14	0.43	0.05	0.05	1							
TLEVISACPO	-0.162	2.877	0.30	0.32	0.15	0.51	0.41	0.37	0.42	0.17	0.48	0.24	0.33	0.41	0.43	0.30	0.27	0.32	0.42	0.34	0.24	0.25	0.22	0.28	0.43	0.21	0.37	0.37	1						
LIVEPOLC-I	-0.223	2.523	0.44	0.32	0.29	0.38	0.40	0.48	0.36	0.33	0.43	0.27	0.34	0.45	0.37	0.38	0.45	0.44	0.30	0.08	0.34	0.29	0.08	0.16	0.36	0.14	0.44	0.36	0.36	1					
RA	-0.114	2.594	0.33	0.29	0.35	0.33	0.42	0.57	0.28	0.45	0.45	0.25	0.35	0.44	0.15	0.36	0.52	0.57	0.35	0.00	0.25	0.21	0.07	0.13	0.49	0.15	0.41	0.30	0.49	1					
ORBIA	-0.103	2.700	0.30	0.39	0.49	0.37	0.36	0.32	0.23	0.32	0.42	0.18	0.36	0.43	0.33	0.29	0.37	0.40	0.34	0.08	0.31	0.32	0.19	0.23	0.41	0.02	0.44	0.27	0.42	0.35	1				

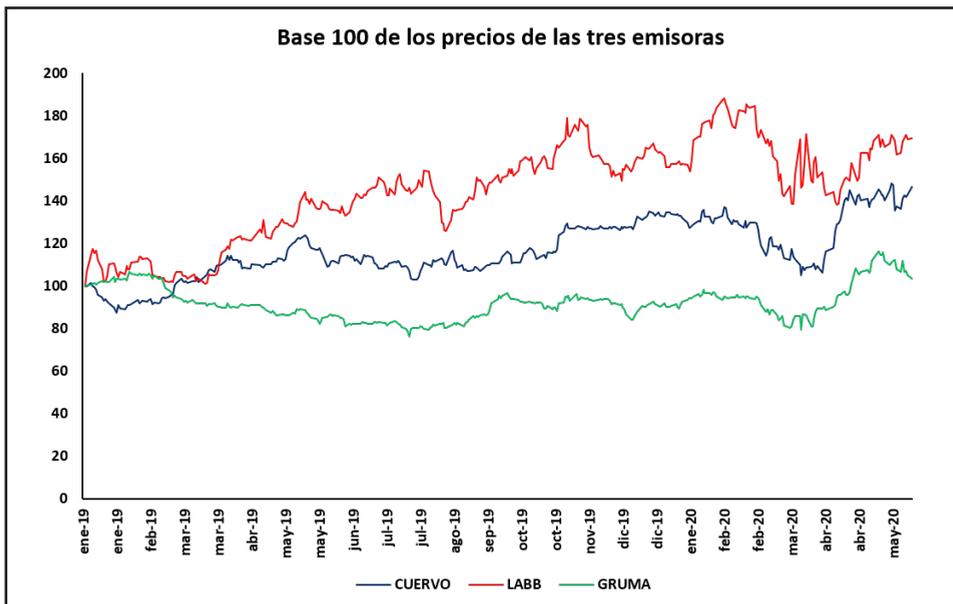
Fuente: elaboración propia.

Gráfica 1. Rendimiento y volatilidad diaria de emisoras de la BMV.



Fuente: elaboración propia.

Gráfica 2. Comportamiento de las emisoras CUERVO, LABB y GRUMAB (Base 100 = 2 de enero 2019)



Fuente: elaboración propia.

tro meses del año 2020 debido a la pandemia por efectos de la COVID19, que inundó de incertidumbre a los mercados financieros del mundo, la más alta es la de LABB (2.63%) y la más baja GRUMAB (1.66%). Sin embargo, puede apreciarse igualmente que la volatilidad de los rendimientos en las 3 emisoras es dependiente en el tiempo, exhibiendo *clústeres* de volatilidad alta y *clústeres* de volatilidad relativamente estable. Así, la administración del riesgo de portafolios que incluya el precio de estas 3 emisoras debe tomar en cuenta la heterocedasticidad de sus rendimientos, precisamente uno de los objetivos principales del presente trabajo es el estimar las pérdidas potenciales de estos portafolios aplicando la metodología de VaR y CVaR.

Se calcularon los rendimientos de forma diaria expresados en pesos mexicanos asumiendo que estos siguen una distribución normal, i.e., bajo tiempo discreto. Una forma alternativa de calcular los rendimientos es asumiendo que es que éstos siguen una distribución ajustada y asumiendo rendimientos en tiempo continuo propuesto (Benninga, 2008). Para estimar la varianza de los portafolios de inversión se utilizó la metodología brindada por Markowitz.

### 3.1. Ajuste distribucional

A partir de los supuestos de la distribución de probabilidad normal, se efectuaron pruebas paramétricas para estimar y evaluar los modelos mencionados en las series de tiempo analizadas, y observar si este comportamiento se trata de una distribución de probabilidad diferente. La selección de estimadores más precisos permite tener intervalos más confiables mediante un ajuste de datos a través de una distribución teórica conocida. El desempeño funcional de los comportamientos se muestra en la Tabla 2. La posibilidad de contar con análisis más robustos cuando los datos son ajustados hacia alguna de las familias de distribuciones permitirá la comparación con el tipo de distribuciones con las que son validadas (gráfica 3). Las pruebas realizadas sobre los datos de cada serie demuestran que los parámetros media-varianza de las distribuciones mejor ajustadas son (0.00103, 0.00910) para Cuervo; (0.00010, 0.00803) para Gruma B; y (0.00119, 0.00068) para LABB.

Las ecuaciones mostradas en la Tabla 3 se utilizan para estimar la volatilidad condicional para CUERVO, LABB y GRUMAB respectivamente, tomando los parámetros de la distribución ajustada para cada una de las emisoras mediante la metodología GARCH(1,1). La segunda columna muestra la vola-

Tabla 2. Parámetros del ajuste distribucional

	<b>CUERVO</b>	<b>Gruma B</b>	<b>LABB</b>
Mejor supuesto ajustado	<b>0.87040</b>	<b>0.43926</b>	<b>0.1350</b>
Distribución ajustada	<b>Logística</b>	<b>Logística</b>	<b>Normal</b>
Media $\mu$	<b>0.000103</b>	<b>0.00010</b>	<b>0.00135</b>
Varianza s	<b>0.000910</b>	<b>0.00804</b>	<b>0.02626</b>
Estadístico K-S*	0.03063	0.044830	0.08235
P-Value*	0.87040	0.43926	0.01264
Chi-cuadrado (Valor observado)**	31.94	83.92	41651.14
Chi-cuadrado (Valor crítico)**	14.06	14.06	14.06
Valor-p (bilateral)	0.000041	0.000000	0.000100
Log-verosimilitud(LV)	984.95	1,011.85	819.51
BIC(LV)	-1,958.10	-2,011.89	-1,627.21
AIC(LV)	-1,965.91	-2,019.70	-1,635.03

Fuente: elaboración propia.

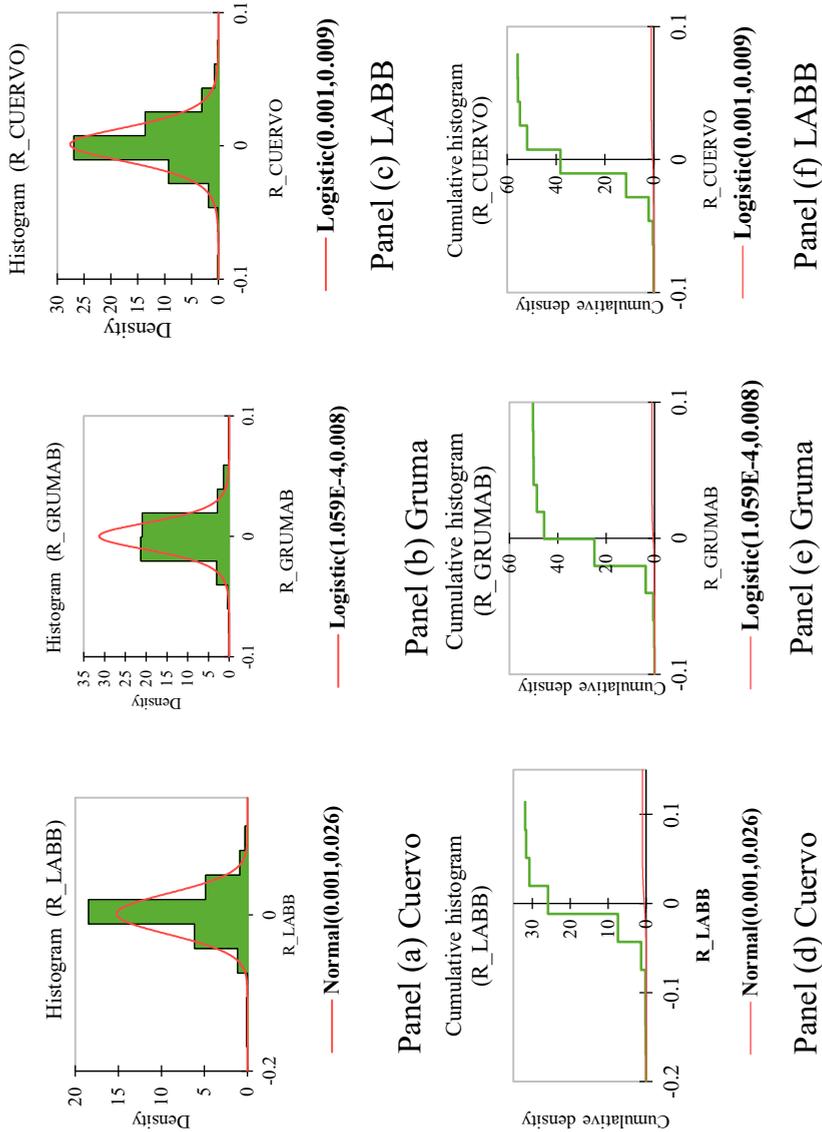
Notas: (\*)  $H_0$ : La muestra sigue una distribución Normal;  $H_a$ : La muestra sigue una distribución Logística.

(\*\*)  $H_0$ : La muestra sigue una distribución Normal;  $H_a$ : La muestra sigue una distribución Logística. Se manejan siete grados de libertad; valor alfa: 0.05.

tilidad condicional obtenida para cada activo y la tercera columna describe el test de Wald para verificar la persistencia de volatilidad.

En la Tabla 4 se presenta la estimación de la volatilidad condicional de cada una de las emisoras por las metodologías mencionadas en el presente trabajo: histórica, EWMA y GARCH(p,q); todas ellas, con ajuste distribucional en varianza. Es posible observar que en la emisora CUERVO, la estimación de la volatilidad por los rendimientos histórico es de  $\sigma_{Hist} = 1.7166\%$ , la estimación más cercana es  $\sigma_{GARCH(1,1)} = 1.7118\%$ ; y  $\sigma_{EWMA} = 2.5484\%$ , es la estimación más alta de las tres, con 83 puntos base (pb) más alto que la histórica y 83pb respecto a la estimación GARCH(1,1). La estimación de la volatilidad por los rendimientos histórico es de  $\sigma_{Hist} = 2.6292\%$ , la estimación más cerca es la de  $\sigma_{GARCH(1,1)} = 2.4897\%$  y la de  $\sigma_{EWMA} = 2.7509\%$ , esta es la estimación más alta de las tres estimaciones, con 13pb más alto que la histórica y 24pb respecto a GARCH(1,1). Por último, para GRUMAB, la estimación de la vo-

Gráfica 3. Histogramas de distribución simple y acumulada de tres emisoras del mercado bursátil mexicano



Fuente: elaboración propia.

Tabla 3. Estimaciones de la volatilidad condicional GARCH (1,1)

Ecuación GARCH (1,1)	$\sigma_t$	Test de Wald
$\sigma_{t\text{cuervo}} = 0.0000037 + 0.038459\sigma_{t-1}^2 + 0.952583 * a_{t-1}$ $Z_{St}= 0.8651 \quad P_{\text{val}}=0.0000 \quad SE=0.058 \quad \text{Log. veros.} = 989.30 \quad \text{AIC}=-5.3549 \quad \text{SCI} = -5.3124$	0.00187	0.98
$\sigma_{t\text{LABB}} = 0.000050 + 0.105365\sigma_{t-1}^2 + 0.798128 * a_{t-1}$ $Z_{St}= 2.0652 \quad P_{\text{val}}=0.0000 \quad SE=0.0491 \quad \text{Log. veros.} = 865.12 \quad \text{AIC}=-4.6800 \quad \text{SCI} = -4.637$	0.00248	0.89
$\sigma_{t\text{GRUMAB}} = 0.000018 + 0.302609\sigma_{t-1}^2 + 0.659379 * a_{t-1}$ $Z_{St}= 0.9720 \quad P_{\text{val}}=0.0000 \quad SE=0.546 \quad \text{Log. veros.} = 1051.267 \quad \text{AIC}=-5.6916 \quad \text{SCI} = -$	0.00171	0.95

Fuente: elaboración propia.

Tabla 4. Rendimiento y volatilidad estimada por rendimiento histórico, EWMA y GARCH(1,1) con ajuste distribucional. Porcentajes

EMISORA	E(R)	$\sigma_{Hist}$	$\sigma_{Hist\_Ajuste}$	$\sigma_{EWMA}$	$\sigma_{GARCH(1,1)}$
GRUMAB	0.0220	1.6563	2.7974	1.7108	0.0220
CUERVO	0.1064	1.7166	2.6133	1.7118%	0.1064
LABB	0.1353	2.6292	2.9216	2.4897	0.1353

Fuente: elaboración propia.

latitud por los rendimientos histórico es de  $\sigma_{Hist} = 1.6563\%$ , la estimación más cerca es la de  $\sigma_{GARCH(1,1)} = 1.7108\%$  y la de  $\sigma_{EWMA} = 2.7035\%$ , esta es la estimación más alta de las tres estimaciones, con 108pb más alto que la histórica y 103pb respecto a GARCH(1,1).

### 3.2. Matriz de Varianza – Covarianza

A continuación, se muestra la matriz de varianzas-covarianzas para determinar cada una de las fronteras eficientes bajo cada enfoque aplicado en los escenarios de los portafolios de Markowitz (1952). La matriz estima las fronteras eficientes de los portafolios de inversión mostrados en la Tabla 5.

Tabla 5. Matriz de varianza – covarianza de volatilidades estimadas

ENFOQUE	ACTIVO	GRUMAB	CUERVO	LABB
<b>HISTÓRICA</b>	GRUMAB	0.00027	0.00004	0.00011
	CUERVO	0.00004	0.00029	0.00005
	LABB	0.00011	0.00005	0.00069
<b>EWMA</b>	GRUMAB	0.00075	0.00004	0.00011
	CUERVO	0.00004	0.00064	0.00005
	LABB	0.00011	0.00005	0.00075
<b>GARCH(1,1)</b>	GRUMAB	0.00029	0.00004	0.00011
	CUERVO	0.00004	0.00029	0.00005
	ABB	0.00011	0.00005	0.00062

Fuente: elaboración propia.

### 3.3. Estimación de portafolios y fronteras eficientes

Con la optimización de las matrices de varianza-covarianza mostradas anteriormente, se obtienen un total de 19 portafolios que conformarán la frontera eficiente.<sup>9</sup> En la Tabla 6 se puede observar el rendimiento promedio de cada uno de los portafolios en la columna  $E(R_p)$ ; estos niveles son constantes y se utilizan las ecuaciones del portafolio de mínima varianza dado un nivel de rendimiento, para poder determinar los pesos que dan esos rendimientos y así poder calcular el riesgo denominado histórico (columna =  $\sigma_{HIST}$ ), EWMA (columna =  $\sigma_{EWMA}$ ) y GARCH(1,1) (columna =  $\sigma_{GARCH(1,1)}$ ).

Por ejemplo, el portafolio 5, utilizado para determinar el VaR y CVaR del portafolio, tiene un rendimiento de 0.0687%, y la volatilidad estimada por los rendimientos de los datos históricos es de 1.2414%, el estimado por EWMA es de 1.7913% y el estimado por GARCH (1,1) es de 1.2543%. Este portafolio es de particular interés porque es el de mínima varianza en la metodología histórica, que se puede formar con estas tres emisoras. Al igual que en la estimación de cada activo, la cifra más alta es representada por el estimador del modelo EWMA, con 54 puntos base (pb) más en comparación

<sup>9</sup> El proceso de optimización se realizó mediante el algoritmo GRG no lineal buscando soluciones no lineales, pero continuas y diferenciales con escala automática (proceso implementado en la función Solver de Excel).

con los datos históricos y el modelo GARCH (1,1). En la tabla también es posible notar las tres fronteras eficientes estimadas bajo las tres metodologías. En la frontera eficiente estimada por los datos históricos y GARCH (1,1) se verifica prácticamente la misma curva; en cambio, la volatilidad estimada por EWMA se aparta de estas dos últimas claramente.

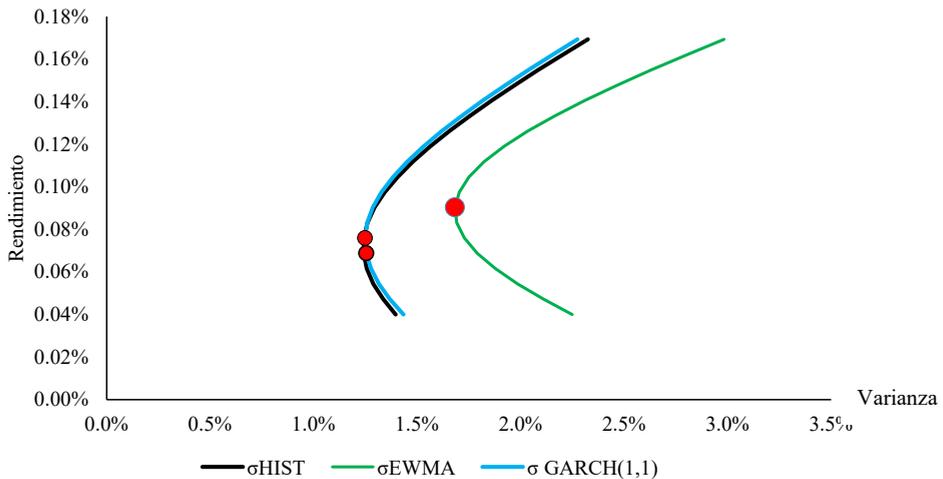
La Tabla 6 muestra los portafolios de mínima varianza global (PMVG), basados en la tabla anterior la Gráfica 4 considera los tres métodos aplicados para estimar los diferentes tipos de volatilidad bajo el supuesto de distribución ajustada y empleados también para estimar los modelos de riesgo VaR y CVaR (en los tres métodos se ilustra el porcentaje de inversión que se realizará en cada uno de los activos). Se observa que las fronteras histórica y GARCH son casi idénticas exceptuando una diferencia mínima en el punto mínimo de varianza global entra ambas que favorece al segundo; por otra

Tabla 6. Portafolios eficientes rendimiento y riesgo. Porcentajes

No. Portafolio	E(Rp)	$\sigma$		
		HIST	EWMA	GARCH(1,1)
1	0.0510	1.3091	2.0420	1.3386
2	0.0555	1.2829	1.9674	1.3086
3	0.0600	1.2627	1.8999	1.2842
4	0.0645	1.2487	1.8401	1.2659
5	0.0690	1.2412	1.788	1.2539
6	0.0734	1.2402	1.7471	1.2483
7	0.0779	1.2459	1.7152	1.2493
8	0.0824	1.2581	1.6940	1.2569
9	0.0869	1.2767	1.6837	1.2709
10	0.0914	1.3013	1.6845	1.2910
11	0.0959	1.3316	1.6966	1.3172
12	0.1004	1.3672	1.7196	1.3489
13	0.1049	1.4078	1.7530	1.3858
14	0.1094	1.4529	1.7964	1.4275
15	0.1138	1.5021	1.8490	1.4736
16	0.1183	1.5551	1.9101	1.5236
17	0.1228	1.6114	1.9788	1.5773
18	0.1273	1.6707	2.0544	1.6343
19	0.1318	1.7328	2.1362	1.6942

Fuente: elaboración propia.

Gráfica 4. Frontera eficiente de Markowitz con la volatilidad estimada con datos históricos, EWMA y GARCH (1,1)



Fuente: elaboración propia.

parte, aunque muestra el PMVG más eficiente, su riesgo aumenta de manera considerable *i.e.*, situándose a la derecha del cuadrante, por lo cual se considera que el enfoque EWMA observa la peor eficiencia de los tres enfoques.

La Tabla 7 muestra el PMVG para cada modelo mostrado en la figura 6, el valor esperado de los rendimientos  $E(R)$ , la varianza  $\sigma$ , y los porcentajes de diversificación correspondientes asignados a cada activo, en donde resalta el sesgo a la derecha del modelo EWMA, con un riesgo mayor y un nivel de rentabilidad promedio similar a sus contrapartes, confirmando los hechos destacados anteriormente.

Tabla 7. Punto mínimo de varianza global por modelo. Porcentajes

MÉTODO	E(R)	$\sigma$	Porcentaje de diversificación		
			GRUMAB	CUERVO	LABB
HISTÓRICO	0.069	1.241	48.04	42.06	9.900
EWMA	0.069	1.791	50.12	33.92	15.960
GARCH	0.069	1.254	48.14	41.66	10.190

Fuente: elaboración propia.

### 3.4. VaR y CVaR

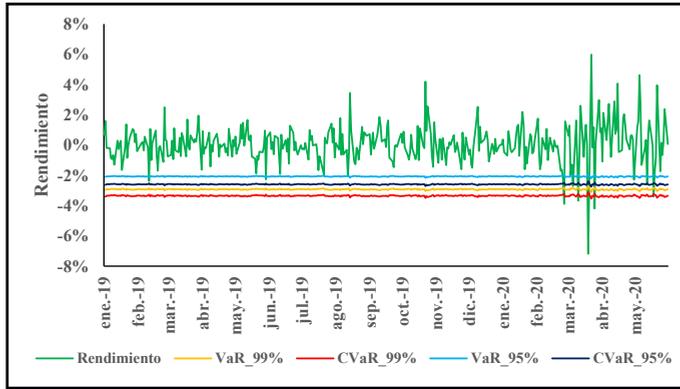
RiskMetrics (1999) recomienda que, para evaluar y comparar los métodos VaR y CVaR aplicados a las series financieras para observar la eficiencia de los modelos, se utilice el análisis retrospectivo (mejor conocido como *backtesting*), el cual se trata de una prueba en donde la pérdida esperada rebasa los límites de VaR, dada por el número de excesos fuera de las bandas de los intervalos de confianza. Lo anterior surge de la necesidad de validar los modelos aplicados para determinar la eficiencia de los estimadores obtenidos bajo los supuestos sobre los cuales éstos se basan (Dowd, 2002). Esta prueba utiliza el valor del portafolio en el mercado, contando la cantidad de veces que los rendimientos de la cartera excedieron el intervalo de confianza estipulado para el VaR.<sup>10</sup> En los tres paneles de la Gráfica 5 se muestran los rendimientos del portafolio bajo las técnicas aplicadas y el VaR-CVaR calculados con las volatilidades estimadas. En los tres casos se verifican que los momentos de mayor volatilidad fueron los acontecidos a finales de marzo de 2020, fecha en donde comienzan las medidas emergentes de contingencia de salud implementadas por los gobiernos de las economías mundiales a causa de la COVID-19.

En el panel a) se observan los rendimientos dados por los datos históricos que exceden los límites inferiores del VaR, y esto ocurre con mayor frecuencia en el VaR al 95% de confianza, el cuál es el menor de las cuatro bandas calculadas. El panel b) muestra los rendimientos del portafolio y el VaR-CVaR calculado con la volatilidad estimada por el EWMA, con un factor de decaimiento  $\lambda = 0.94$ . Se observa que, en los momentos de mayor volatilidad, los rendimientos excedieron los límites inferiores del VaR. Finalmente, en el panel c) se muestran los rendimientos del portafolio y el VaR calculado con la volatilidad estimada por un GARCH (1,1), los rendimientos excedieron los límites inferiores del VaR implicando que el riesgo rebasa las bandas de los intervalos de confianza, lo cual es un efecto de los resultados del mejor ajuste de distribución y del modelo de volatilidad condicional *per se*, las pruebas significativas y la parsimonia de los modelos indican que los

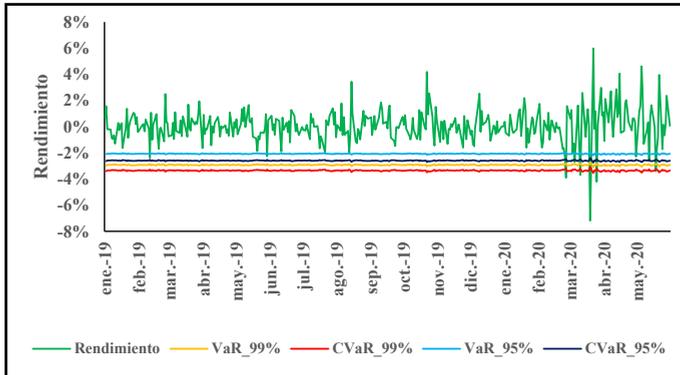
---

<sup>10</sup> Se pueden diferenciar en: límites superiores, cuando el rendimiento excede la confianza intervalo en el lado derecho de la cola; y límites inferiores, cuando el rendimiento es más negativo que el retorno crítico determinado por el VaR. En este trabajo se verifica que el rendimiento sea menor al límite inferior, utilizando los rendimientos del portafolio de mínima varianza para una ventana de 369 observaciones. De esta forma, es posible comparar la eficiencia la volatilidad estimada mediante datos históricos, EWMA y GARCH.

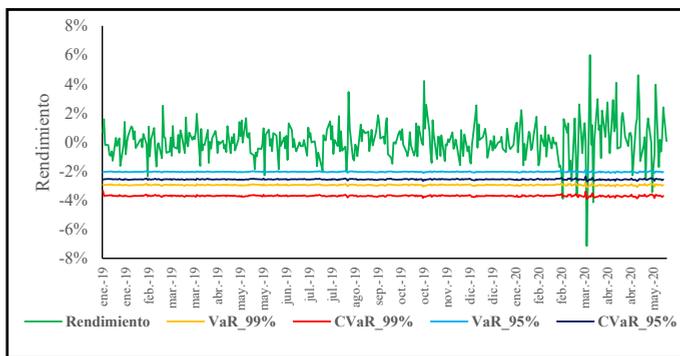
Gráfica 5. VaR y CVaR estimando la volatilidad mediante datos históricos



Panel a



Panel b)



Panel c)

Fuente: elaboración propia.

resultados mostrados por el modelo GARCH no sobreestiman o subestiman la medida de volatilidad, como se ha demostrado con los métodos histórico y EWMA.

En la Tabla 8 se presentan las estimaciones VaR y CVaR para el cálculo de las volatilidades (se toman los resultados por no implicar una pérdida potencial). En los tres métodos se muestran las pérdidas como un porcentaje, en el cuadro posible apreciar que la máxima pérdida potencial estimada se presenta bajo el método de EWMA, para los dos niveles de confianza presentado al 99% y 95%.

En la Tabla 9 se muestran los excesos de pérdidas de acuerdo con las pruebas de *backtesting*, en donde se cuenta el número de veces que el rendimiento fue menor al VaR (-) o al CVaR (-). Se observa que el número de excesos en los métodos histórico y GARCH coinciden. La volatilidad estimada por EWMA al 95 y al 99% en todos los casos excede el nivel de pérdidas acorde al nivel de confianza, mostrando un nivel de sobreajuste en comparación con los otros enfoques. Para el VaR y CVaR al 99% para el método histórico y GARCH se ven excedidos por la pérdida en 5 veces, mientras que en EWMA es solamente en 2 veces. Cabe mencionar que en ningún caso el VaR > CVaR, acorde con la teoría. La aparente eficiencia del modelo EWMA permite medir la volatilidad exponencial de acuerdo con los datos más recientes. Sin embargo, debe recordarse que el ajuste de distribución presumiblemente permite obtener resultados más consistentes sobre los parámetros de varianza en los modelos GARCH, por lo cual afecta los excesos de volatilidad en las bandas de confianza que rebasan al VaR. Dicho de otro modo, tales ajustes en la varianza permitieron a su vez obtener parámetros más consistentes y eficientes sobre los modelos VaR y CVaR, de tal manera que los resultados del riesgo por volatilidad en el caso del enfoque EWMA presentaron cifras más ajustadas por el tipo de distribución asociada, pero es en realidad una sobreestimación por lo ya comentado anteriormente.

Tabla 8. VaR y CVaR por cada uno de los métodos (cifras en porcentajes)

MÉTODO	VaR 99%	CVaR 99%	VaR 95%	CVaR 95%
HISTÓRICO	-2.95	-3.70	-2.04	-2.56
EWMA	-4.17	-4.78	-2.95	-3.70
GARCH	-2.92	-3.35	-2.06	-2.59

Fuente: elaboración propia.

Tabla 9. Excesos de pérdidas por Backtesting para el VaR y CVaR

MÉTODO	VaR 99%	CVaR 99%	VaR 95%	CVaR 95%
HISTÓRICO	5	4	13	7
EWMA	2	2	5	4
GARCH	5	5	13	7

Fuente: elaboración propia.

## Conclusiones

Este artículo analizó 3 modelos utilizados para estimar la volatilidad. Mediante el estudio y análisis de la volatilidad histórica, los enfoques EWMA y GARCH, los parámetros ajustados por distribución obtenidos de forma univariada permitieron comparar 3 portafolios de inversión mediante la aplicación de estos métodos. La volatilidad estimada ha sido la base para calcular la frontera eficiente de Markowitz y la cuantificación de modelos VaR y CVaR, métricas ampliamente utilizadas por instituciones financieras y empresas con exposiciones, para evaluar el riesgo de pérdidas probables en sus portafolios de inversión causadas por el precio de los activos, las variaciones en la medida del VaR y CVaR depende de la volatilidad, el horizonte temporal y el nivel de confianza.

Para el análisis empírico, se utilizó una muestra de precios de acciones de 3 emisoras de la Bolsa Mexicana de Valores: CUERVO, LABB y GRUMAB para estimar la volatilidad mediante los 3 métodos durante el periodo prepandemia y postpandemia por la COVID-19. Los resultados obtenidos demuestran que el método EWMA ajustado por distribución en varianza sobreestima la volatilidad en comparación con los métodos alternativos. Lo anterior se corrobora al realizar la metodología *backtesting*, en donde también se verifica la sobreestimación de los parámetros en el que el enfoque EWMA al presentar resultados con el menor número de veces en donde se excede el rendimiento del portafolio, según los excedentes en los límites para el VaR y CVaR al nivel de confianza del 1% y 5%. La consistencia de los parámetros de varianza obtenidos por el ajuste de distribución presenta modelos que la volatilidad condicional en el modelo univariado GARCH, cuya frontera eficiente evalúa presumiblemente de mejor manera los puntos óptimos de los parámetros de riesgo y rentabilidad de las carteras de inversión nacionales. Para trabajos posteriores, sugerimos la aplicación de las metodologías en un

portafolio diversificado con activos financieros internacionales y con proyecciones de memoria larga.

## Referencias bibliográficas

- Apornak, K., Soleymani, S., Faghihi, F., y Mozafari, B. (2018). "Impact of Load Shifting on the Profit of Electricity Retailer based on Demand Response and Risk Management". *Signal Processing and Renewable Energy*, pp. 49-60.
- Artzner, P., Delbaen, F., Eber, J.M., Heath, D. (1997). "Thinking Coherently", *Risk*, núm. 10, pp. 68-71.
- Artzner, P., Delbaen, F., Eber, J.M., Heath, D. (1999). "Coherent Measures of Risk". *Mathematical Finance*, núm. 3, pp. 203-228.
- Baury, D., y Lucey, B. (2010). "Is Gold a Hedge or a Safe Heaven An Analysis of Stocks, Bonds and Gold". *The Financial Review–Eastern Finance Association*, pp. 217-229.
- Benninga, S. (2008). *Financial Modeling*. Massachusetts: The MIT Press, pp. 237-315.
- Best, P. (1998). "Implementing Value at Risk". Chichester: John Wiley & Sons.
- Bollerslev, T. (1986). "Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity". *Journal of Econometrics*, pp. 307-327.
- Chambi C., P. (2018). *Efecto diversificación y volatilidad GARCH en portafolios de inversión*. Quipukamayoc, pp. 3-9.
- De Lara H., A. (2008). *Medición y control de riesgos financieros*, Limusa, 3ra. ed. México.
- De la Torre T., O., Aguila-socho M. D., y Galeana F. E. (2019). "Administración activa de portafolios con modelos markovianos de cambio de régimen GARCH en los principales países de la región andina". *Revista Mexicana de Economía y Finanzas Nueva Época*, pp. 601-606.
- Dowd, K. (1998). *Beyond Value at Risk: The New Science of Risk Management*. John Wiley & Sons. USA.
- Dowd, K. (2002). *An Introduction to Market Risk Measurement*. John Wiley & Sons. USA.
- Durán, R., Lorenzo-Valdes A., y Ruiz P., A. (2013). "Un modelo GARCH con asimetría condicional autorregresiva para modelar series de tiempo: Una aplicación para los rendimientos del índice de precios y cotizaciones de la BMV". MPRA, pp. 1-22.

- El Jebari, O. y Hakmaoui, A. (2018). "Forecasting the Volatility of the Moroccan Financial Market: A Comparison Between the Models of GARCH Family and EWMA". *Journal of Insurance and Financial Management*, vol. 3, núm. 5, pp. 1-17.
- Emenogu, N.G., Adenomon, M.O. y Nweze, N.O., (2020). "On the Volatility of Daily Stock Returns of Total Nigeria Plc: Evidence from GARCH Models, Value-at-Risk and Backtesting". *Financ Innov* 6, 18. <https://doi.org/10.1186/s40854-020-00178-1>
- Engle, R. (1982). "Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of the Variance of U.K. inflation. *Econometrica*, vol. 50, pp. 987-1008.
- Fondo Monetario Internacional (2021). "Informes de perspectivas de la economía mundial". Sitio web en <https://www.imf.org/es/Publications/WEO/Issues/2021/03/23/world-economic-outlook-april-2021>.
- Gálvez, P., y Marcelo, S. (2010). "Optimización de carteras de inversión modelo de Markowitz y estimación de volatilidad con GARCH". *Horizontes Empresariales*, pp. 39-50.
- Jie, D., y Nigel, M. (2010). "Forecasting Accuracy of Stochastic Volatility, GARCH and EWMA Models under Different Volatility Scenarios". "Applied Financial Economics", pp. 771-783.
- Johnson, C. A. (2005). "Métodos alternativos de evaluación del riesgo para portafolios de inversión". Academia. *Revista Latinoamericana de Administración*, pp. 33-65.
- Jorion, P. (1997). *Value at Risk: The New Benchmark for Controlling Market Risk*, McGraw-Hill.
- J. P. Morgan (1996). RiskMetrics® - Technical Document. USA.
- Karian, Z. A. y Dudewicz, E. J. (2011). *Handbook of Fitting Statistical Distributions with R*, CRC Press, U.S.A.
- Lasa C., J. A. (2005). "Construcción de la "frontera eficiente" de portafolios de inversión. Aplicación al caso de Mexico". *Revista Denarius* núm. 10, Universidad Autónoma Metropolitana Iztapalapa, México. pp. 131-153. <https://denarius.izt.uam.mx/index.php/denarius/article/view/289>
- Markowitz, H. (1952). "Portfolio Selection". *The Journal of Finance*, pp. 77-91.
- Naimy, V. Y. y Hayek, M. R. (2018). "Modelling and Predicting the Bitcoin Volatility using GARCH models". *International Journal of Mathematical Modelling and Numerical Optimisation* vol. 8, núm. 3:1970
- Organización Mundial de la Salud. (27 de Abril de 2020). COVID-19: cronología de la actuación de la OMS. <https://www.who.int/es/news-room/detail/27-04-2020-who-timeline---covid-19>

- Ospina, F., y Giraldo, D. (2009). "Aplicación de los modelos GARCH a la estimación del VaR de acciones colombianas". *Revista Soluciones de Postgrado EIA*, pp. 11-24.
- Pereda, J. (2007). "Estimación de la frontera eficiente de las AFP en el Perú y el impacto de los límites de inversión: 1995-2004". Serie Documentos de Trabajo – Banco Central de Reserva del Perú, pp. 3-43.
- Reyes Z., F. J., y Ortiz C., E. (2013). "Modelos Var-GARCH y portafolios de inversión trinacionales en los mercados accionarios del TLCAN". *Revista Mexicana de Economía y Finanzas*, vol. 8, núm 2, México, REMEF, pp. 129-155.
- RiskMetrics. (1999). *Risk Management: a Practical Guide*. New York: RiskMetrics Group.
- Rockafellar, R. T., y Uryasev, S. (2002). "Conditional Value-at-Risk for General Loss Distributions". *Journal of Banking & Finance*, pp. 1443-1471.
- Svetlozar, T. R., Menn, C. y Fabozzi, F. (2002). "Fat-Tailed, and Skewed Asset Return Distributios", Wiley, USA.
- Solnik, B. (1974). "Why Not Diversify Internationally Rather Than Domestically?" *Financial Analysts Journal*, pp. 89-94.
- Vargas, A. (2017). "Estimación de la volatilidad de los fondos de inversión abiertos en Bolivia". *Centro de Investigación e Innovación en Finanzas*, pp. 21-47.

# Técnicas metaheurísticas para pronosticar el tipo de cambio del dólar de Estados Unidos con respecto al peso mexicano

## Adaptation of Metaheuristic Techniques to Forecast the USD Dollar-MXN Peso Exchange Rate

---

Gustavo López Malpica\*

Luis Fernando Hoyos Reyes\*\*

Domingo Rodríguez Benavides\*\*\*

Roman Anselmo Mora Gutiérrez\*\*\*\*

(Fecha de recepción: 23 de abril de 2021. Fecha de aceptación: 14 de junio de 2021)

### RESUMEN

El documento explica el proceso a través del cual, mediante el uso de metaheurísticas se pronostica el tipo de cambio del dólar americano respecto al peso. Para tal fin se emplean las cotizaciones de esta moneda entre el 2 de enero de 2018 y el 13 de diciembre de 2019, posteriormente se comparan los pronósticos con las cotizaciones observadas de esta divisa en el periodo comprendido entre el 16 de diciembre de 2019 y el 31 de enero de 2020, evitando de esta manera el periodo de turbulencia derivado de la pandemia por el COVID-19

Clasificación JEL: C45, C60, G17

**Palabras clave:** metaheurísticas, paridad peso-dólar, algoritmo genético, colonia de hormigas, búsqueda tabú, recocido simulado, búsqueda en vecindades variables.

---

Departamento de Sistemas,  
Universidad Autónoma Metropolitana, Unidad Azcapotzalco,  
Ciudad de México, México

\* al2183802933@azc.uam.mx, Orcid: 0000-0001-5327-2980

\*\* hrlf@azc.uam.mx, Orcid: 0000-0001-6456-0259

\*\*\* dorobe@azc.uam.mx, Orcid: 0000-0002-9169-687X

\*\*\*\* ing.romanmora@gmail.com, Orcid: 0000-0002-2112-7049

## ABSTRACT

*This paper explains the process through which the USD to MXN exchange rate is forecasted using metaheuristic techniques. The currency prices between January 2, 2018 and December 13, 2019 were used to carry out the forecast, later on these forecasts were compared with the observed values within the period between December 16, 2019 and January 1, 2020, avoiding the turbulent period caused by the COVID-19 pandemic.*

*JEL Classification: C45, C60, G17*

**Keywords:** *Metaheuristics, peso-dollar parity, genetic algorithm, ant colony, tabu search, simulated annealing, variable neighborhood search.*

## Introducción

El estudio de las series de tiempo permite definir patrones de comportamiento en la evolución de alguna variable, y mediante la aplicación de metaheurísticos es posible pronosticar su comportamiento a futuro. Las aplicaciones abarcan un sin número de campos: industrial, científico, financiero, económico, de negocios, meteorológico, por mencionar algunos.

El término “heurístico” se usa dentro del campo de la Inteligencia Artificial, aplicado en aspectos relacionados con el empleo de conocimiento en la realización dinámica de tareas, son técnicas, métodos o procedimientos inteligentes usados para realizar tareas que no requieren de un análisis formal riguroso, sino de conocimiento experto sobre el tema.

Existen procedimientos heurísticos exitosos en la resolución de problemas específicos, basados en razonamientos que producen un buen desempeño al aplicarlos en problemas o en contextos complejos, lo que ha contribuido al desarrollo científico del campo de las heurísticas, extendiendo su aplicación. Esto ha permitido obtener estrategias de diseño generales de resolución de problemas con procedimientos heurísticos, desarrollando algoritmos que quedan por encima de las heurísticas, denominados metaheurísticas (Melián *et al.* 2003).

Las metaheurísticas se integran como sistemas expertos que facilitan el uso genérico y mejoran el rendimiento (Melián *et al.* 2003), por lo que han sido usadas ampliamente en el pronóstico de materias primas y variables económicas.

Este trabajo tiene como objetivo estimar el comportamiento del dólar americano, mediante técnicas metaheurísticas en series de tiempo del mer-

cado mexicano de divisas, con apoyo de herramientas de cómputo. Para tal fin se definió un modelo que permite analizar los datos históricos de la cotización peso mexicano–dólar estadounidense a través de las mencionadas técnicas para pronosticar su comportamiento en el corto plazo, específicamente en un lapso de uno a cinco días. Con tal objetivo, se busca responder entre otras cuestiones la siguiente pregunta: ¿Será posible identificar las técnicas metaheurísticas que tengan mejor desempeño y que proporcionen una efectividad de por lo menos 90%?

Este trabajo está conformado por las siguientes secciones: en la primera se efectúa la revisión de la literatura, en la que se analizan investigaciones anteriores sobre el tema. A continuación se explican las diferentes técnicas metaheurísticas usadas. En la tercera sección se presenta el modelo de pronóstico utilizado y se detallan los parámetros usados en los experimentos. En la cuarta parte se analizan los resultados obtenidos y se hace un comparativo de los mismos y por último se presentan las conclusiones.

## 1. Revisión de la literatura

Carrasco *et al.* (2014), plantean aplicar algoritmos genéticos para pronosticar la variación en los precios del cobre (Cu) en Chile, con el fin de mejorar el grado de certeza al incorporar la inversa del porcentaje de pronóstico de signo (PPS), obteniendo un máximo de 67.12% y una rentabilidad 9.66%, versus una rentabilidad *Buy and Hold* del -2.0% para 73 días de observación.

Bezyanur *et al.* (2016), proponen el uso de un método que integra algoritmos genéticos y el modelo de auto regresión de media móvil (ARMA) para pronosticar el consumo de gas natural en Estambul.

De Greiff y Rivera (2018), explican en optimización de portafolios de inversión con costos de transacción utilizando un algoritmo genético multiobjetivo, la optimización de portafolios teniendo en cuenta restricciones impuestas por los mercados financieros y condiciones de proyectos con exceso de liquidez.

Ortiz *et al.* (2011), en su trabajo modelan el comportamiento del tipo de cambio peso–dólar mediante redes neuronales diferenciales, explican cómo se ha consolidado el uso de redes neuronales diferenciales (RND) para el análisis de variables económicas, y que actualmente se utilizan para modelar el comportamiento del mercado de divisas en Europa. Sostienen que las RND superan a los modelos lineales en pronósticos a corto plazo, y que representan una herramienta útil y robusta en la descripción del compor-

tamiento de las variables que interactúan en sistemas de descripción con variables financieras, como es el comportamiento del tipo de cambio peso mexicano-dólar estadounidense.

Las redes neuronales diferenciales pueden ser en un futuro una de las herramientas más usadas y confiables para la descripción de variables económicas y financieras.

López Herrera *et al.* (2011), sostienen que la apertura de los mercados ha incrementado las relaciones de intercambio comercial y las fluctuaciones del tipo de cambio.

La volatilidad cambiaria de divisas con paridad flotante ha sido aproximadamente similar a la volatilidad de divisas con paridad fija, sin embargo, esto no significa que el riesgo sea trivial y que la volatilidad sea irrelevante.

México ha tenido un régimen de paridad flotante desde mediados de los años 70's, y ha padecido una serie de crisis recurrentes hasta épocas recientes. El tipo de cambio ha sufrido una serie de depreciaciones en la búsqueda de una paridad fija, en enero de 1991 la paridad se fijó con un sistema de bandas de flotación. Los eventos nacionales e internacionales de 1994 y las acciones del banco central para mantener la paridad usando las reservas internacionales presionaron el tipo de cambio y el 20 de diciembre de 1994 la banda superior se elevó, ajustando la paridad peso dólar con una depreciación de 15%, el 22 de diciembre, las autoridades monetarias abandonaron los esfuerzos para mantener el régimen cambiario, derivando en una recesión cuyos efectos se prolongaron hasta mediados de 1996. El Banco de México realizó esfuerzos con el fin de alcanzar la estabilidad con un conjunto de reglas mediante las cuales intervino en el mercado cambiario buscando incrementar las reservas internacionales para fortalecer la moneda, sin intervenir con el régimen de libre flotación. Desde entonces, la moneda mexicana ha mostrado una volatilidad relativamente estable y su tendencia, desde que se adoptó el modelo de libre flotación, ha sido al alza, sin embargo, hay analistas que sugieren que el peso está sobrevaluado.

Ayala y Bucio (2020), pronostican el tipo de cambio peso-dólar en el periodo 2016-2017 mediante ventanas temporales deslizantes. Explican cómo con un modelo auto regresivo integrado de media móvil (ARIMA) (1,1,1) se realizan pronósticos del tipo de cambio peso-dólar en el periodo 2016-2017, y muestran cómo las interacciones comerciales entre países que cuentan con divisas propias establecen acuerdos de valoración que requieren una conversión, entre las monedas, que presentan variaciones, las cuales son da-

das de acuerdo con la situación del país en relación del nivel de inversión, producción, inflación y capacidad de exportación.

Los regímenes cambiarios de los países son fijo y de libre flotación, para lo que requieren un punto de referencia globalmente establecido, como es el dólar, por lo que la mayoría de las transacciones internacionales se realizan en esta moneda.

Para realizar el pronóstico, se utilizan modelos de series de tiempo ARIMA (p,d,q), que son una representación matemática de una serie temporal que permite capturar las características de un fenómeno real a partir de la información contenida en los datos y posteriormente generar un pronóstico, basándose únicamente en los datos de entrada.

Específicamente, proponen emplear un modelo ARIMA (1,1,1) con implementación de ventanas temporales deslizantes, identificando problemas de cambio estructural y proponiendo un ajuste óptimo, mejorando la precisión del pronóstico

El pronóstico a 30 días, tanto de ventanas deslizantes como de ventanas deslizantes crecientes por la derecha, es viable, con un intervalo de confianza de 95% se tienen 12 registros de 30 dentro del rango del valor real del tipo de cambio peso-dólar.

Ibarra *et al.* (2017), exponen en su trabajo, que la crisis económica de mediados de los años 90's aceleró el proceso de cambio en la política cambiaria, el cual terminó con la adopción un régimen cambiario más flexible.

En la primera década del siglo XXI se identifican al menos dos etapas con un comportamiento diferenciado en el tipo de cambio, la variación del valor del peso frente al dólar, fue menor de enero de 2005 a septiembre de 2008 que en los meses posteriores. La menor estabilidad cambiaria se atribuye en buena medida a la crisis global del crédito, surgida en 2008 y vinculada a la burbuja de precios en el sector inmobiliario de Estados Unidos de Norteamérica, conocida como crisis de las hipotecas *subprime*.

El cambio en la política cambiaria suma relevancia al estudio de los determinantes del tipo de cambio; mientras que el evidente comportamiento diferencial del tipo de cambio a partir de los últimos meses de 2008 requiere determinar si, en efecto, hubo un cambio estructural en su evolución.

El diferencial de tasas de interés entre México (MX) y Estados Unidos de América (USA) explica la evolución del tipo de cambio, los resultados muestran evidencia de cambio estructural en la evolución del tipo de cambio a partir del último trimestre de 2008.

La relación directa entre el diferencial de tasas de interés y el tipo de cambio nominal es consistente con la predicción del modelo monetario. Las expectativas de inflación pueden explicar un aumento en ese diferencial de tasas, lo que provoca una reducción en la demanda de dinero y consecuentemente una depreciación de la moneda.

Capistran, *et al.* (2012), estiman el traspaso de movimientos del tipo de cambio a los precios con un análisis a través de un modelo de vectores autorregresivos (VAR) con datos mensuales de enero de 1997 a diciembre de 2010. Los efectos de la fluctuación del tipo de cambio a la inflación se calculan utilizando los impulsos respuesta acumulados de un choque al tipo de cambio que se identifica mediante el método recursivo. Sus resultados muestran que el impacto de la fluctuación del precio del dólar en los precios de las importaciones es completo, pero que el grado de traspaso disminuye a lo largo de la cadena de distribución de tal manera que el efecto en los precios al consumidor es menor a 20%. Además, se encuentra que el traspaso a los precios al consumidor parece disminuir considerablemente a partir de 2001, lo cual coincide con la adopción del esquema de objetivos de inflación por parte del Banco de México.

También se han aplicado las técnicas metaheurísticas en otros ámbitos, por ejemplo Valdiviezo (2017) expone los principales problemas que en las últimas décadas se han agravado en las diferentes ciudades del mundo, que es el congestionamiento vehicular y los efectos que esto ocasiona.

## 2. Técnicas metaheurísticas

### Algoritmos genéticos

Los algoritmos genéticos imitan el comportamiento natural de una población, donde cada individuo representa una solución factible a un problema, cuanto mayor sea la adaptación del individuo al problema, mayor será la probabilidad de sea seleccionado para reproducirse cruzando su material genético con otro ejemplar seleccionado de igual forma. Este cruce producirá nuevos individuos, descendientes de los anteriores, los cuales comparten las mejores características de sus padres, de esta manera se produce una nueva población de posibles soluciones.

Si el algoritmo genético ha sido bien diseñado, la población convergerá hacia una solución óptima del problema.

El algoritmo genético desarrollado de tipo elitista, con proceso de selección que asegura la convergencia hacia el individuo con el valor óptimo en cada generación.

El cromosoma está formado por dos genes, A y B de la función utilizada para pronosticar, la representación utilizada fue la forma directa, consistiendo en un vector de números reales.

La selección es con base en el método de la ruleta mejorado, con el que la probabilidad que tiene un individuo de reproducirse es proporcional a su valor de adaptación, la función de adaptación, *fitness*, es:

$$cul_j = \frac{\sum_{i=1}^j fit_{raw}}{\sum_{i=1}^{NPopSize} fit_{raw}} \quad (1)$$

donde:

fit: Valor de aptitud, el error de estimación calculado de cada cromosoma,

cul: Valor acumulado del total de fit.

El coeficiente de adaptación es:

$$fit_{scale} = \frac{fit_{max} - fit + \gamma}{fit_{max} - fit_{min} + \gamma} \quad (2)$$

La función de optimización es:

$$Fo = 2.5(fit_{max} - fit_{min}) \quad (3)$$

La regla de selección es:

$$cul_{n-1} \leq r_k \leq cul_n, \quad 1 \leq n \leq NPopSize \quad (4)$$

La función de cruzamiento es  $\alpha = 0.5BLX$ , además, si el cromosoma tiene más de un gen, este operador puede ser aplicado a cada uno de los genes con una probabilidad de  $PBLX - \alpha$ .

$$c'_{i=} \begin{cases} \text{si } \tau = 0, & c_i + \Delta(t, b_i - c_i) \\ \text{si } \tau = 1, & c_i + \Delta(t, c_i - a_i) \end{cases} \quad (5)$$

La mutación no-uniforme se define de la siguiente manera:

$$\Delta(t, y) = y \left( 1 - r \left( \frac{t}{g_{\max}} \right)^b \right) \quad (6)$$

Si es aplicado en una generación  $t$ ,  $y$   $g_{\max}$  es el número máximo de generaciones, donde  $\tau$  es un número aleatorio el cual puede tener el valor de cero o uno.

### Colonia de Hormigas

El algoritmo de optimización por colonia de hormigas es una técnica para resolver problemas combinatorios complejos, se inspira en el comportamiento de las hormigas, fue propuesto por Marco Dorigo en 1992.

La colonia de hormigas es capaz de encontrar la ruta más corta desde el hormiguero a la fuente de alimento desprendiendo feromonas, una vez que la hormiga encuentra comida y regresa a su hormiguero, marcando el camino que el resto de la colonia tenderá a seguir.

Por el tamaño de las poblaciones de hormigas, son varias las hormigas que encuentran diferentes rutas de diferente distancia entre el hormiguero y la comida.

Debido a la volatilidad de las feromonas, la intensidad decrece con el tiempo por lo que las rutas más largas, que requieren más tiempo para ser recorridas, las largas presentan un rastro menos intenso que las cortas, resultan menos atractivas y son recorridas con menos frecuencia, las rutas más cortas se recorren con mayor frecuencia y el rastro de feromonas es reforzado.

Esta técnica se aplica para encontrar soluciones alternativas a problemas clásicos como el del Agente Viajero, que presenta la ventaja de adaptarse dinámicamente a cambios en las condiciones del problema.

Colonia de hormigas puede ser utilizado en problemas reales relacionados con enrutamiento, es muy útil por ejemplo para empresas de paquetería, ya que combina de forma eficiente dos elementos de información, la distancia entre puntos de los diferentes caminos trazados (cuanto más cerca tie-

nes el siguiente punto más probable es dirigirte a él); y la feromona, es decir, la información de soluciones exploradas previamente. Así, cuando se parte de un punto A, los más cercanos son más atractivos, pero en soluciones anteriores el ir de A, a cada punto dio lugar a mejores o peores soluciones. Este algoritmo combina de forma equilibrada las dos fuentes de información.

### Vecindades Variables

La búsqueda en vecindades variables está basada en cambios sistemáticos de estructuras de vecindad. Esta idea ayuda a escapar de óptimos locales y explorar otras zonas del espacio de soluciones.

El algoritmo básico genera una solución dentro del entorno de la búsqueda actual, ejecutando una búsqueda monótona local desde ella hasta alcanzar un óptimo local, que reemplaza a la solución actual si ha habido una mejora y modifica la estructura de entorno en caso contrario.

Se reinicia la búsqueda y modifica la estructura de entornos, la otra vía para evitar quedarse atrapados en un óptimo local es admitir la posibilidad de pasos de no mejora, lo que da lugar a las estrategias de búsqueda no monótonas.

Las metaheurísticas proponen principalmente controlar la aceptación de movimientos que no sean de mejora para que, al menos a la larga, se vayan mejorando las soluciones encontradas, y utilizar información histórica del proceso de búsqueda para controlar cuándo el recorrido se está estancando en un mínimo local y evitar la formación de ciclos.

Las metaheurísticas fundamentales que aplican estas estrategias son el recocido simulado y la búsqueda tabú.

### Búsqueda Tabú

La búsqueda tabú es una metaheurística cuya característica distintiva es el uso de memoria adaptativa y de estrategias especiales de resolución de problemas. Su filosofía se basa en la explotación de diversas estrategias inteligentes para la resolución de problemas, basadas en procedimientos de aprendizaje. La memoria adaptativa explota la historia del proceso de resolución del problema haciendo referencia a cuatro dimensiones principales, consistentes en la propiedad de ser reciente, en frecuencia, en calidad, y en influencia.

El algoritmo de búsqueda tabú simple aplica la búsqueda local con el criterio de “la mejor solución encontrada” como componente básico y usa

una memoria de corto plazo para poder escapar de óptimos locales y evitar ciclos en la búsqueda. La memoria de corto plazo está implementada como una lista tabú que mantiene registro de las soluciones visitadas más recientemente y prohíbe movimientos hacia ellas.

La implementación de la memoria a corto plazo como una lista que contiene soluciones completas puede no ser efectiva, por lo que, en lugar de almacenar soluciones, se almacenan atributos de soluciones como por ejemplo componentes de soluciones, movimientos o diferencias entre dos soluciones. De esta forma, se restringe la vecindad de la solución actual a soluciones que no pertenecen a la lista tabú.

### Recocido Simulado

El recocido simulado es una metaheurística de búsqueda local, capaz de evadir los óptimos locales, evitando que la búsqueda finalice en óptimos locales. Su facilidad de implementación, propiedades de convergencia y su capacidad para evadir de los óptimos locales lo han convertido en una técnica popular en las últimas dos décadas. Por lo general, se utiliza para abordar problemas de optimización discretos y, en menor medida, continuos.

Su nombre se debe a la analogía de los procesos físicos de recocido de sólidos en los cuales un sólido cristalino es calentado y después se deja enfriar lentamente hasta que alcanza la mayor configuración de trama más regular posible y así un cristal libre de defectos.

Este método asocia soluciones factibles de problemas de optimización combinatoria a estados de un sistema físico, teniendo costos asociados a estos estados de energía.

## 3. Modelo para el Pronóstico

Estimar el precio del dólar americano dentro de una banda dada  $\pm \Delta y$ , que se calcula con base al precio del día actual más menos un error que se calcula usando alguna de las metaheurísticas mencionada, dentro de uno a cinco días.

Para este estudio se consideran los históricos de los precios del dólar americano y del euro desde el 1 de enero de 2018 hasta el 13 de diciembre de 2019, y para comparar la eficacia de las metaheurísticas se usarán los datos históricos de las cotizaciones de las monedas mencionadas del 16 de diciembre de 2019 al 31 de enero de 2020, periodo en el que la turbulencia

en los mercados derivada de la pandemia de COVID-19 aún no era evidente, es decir que se considera un periodo de estabilidad.

El valor del euro se usa como correlación al precio del dólar.

Se define el modelo:

$$\Delta Y = \theta (\beta_y \Delta y + \beta_x \Delta x + \epsilon) \quad (7)$$

donde

$\Delta Y$  = Diferencia de calculada de Y

$$\Delta y = y_t - y_{t-1} \quad (8)$$

$$\Delta x = x_t - x_{t-1} \quad (9)$$

$$\beta_y = \sigma y * \bar{y} \quad (10)$$

$\bar{y}$  = media de y

$$\beta_x = \sigma x * \bar{x} \quad (11)$$

$\bar{x}$  = promedio de c

$\epsilon$  = un choque o error

$\theta$  = constante

$$\epsilon \sim N(0, C)^2$$

$$\text{Min. } \Sigma (y_t - \hat{y}_t)^2 \quad (12)$$

Sujeto a (7)

## Parámetros de Experimentación

Para este trabajo se tomaron datos históricos de los tipos de cambio USD/MXN y EUR/MXN de Banco de México (2020) del 1 de enero de 2018 hasta el 13 de diciembre de 2019, lo que representa una población total de 523 datos. Se realizaron muestreos aplicando el modelo de algoritmo genético y el modelo de medias móviles, y se compararon los resultados obtenidos. En este artículo se emplearán las siguientes metaheurísticas: Algoritmo Genético, Búsqueda Tabú, Colonia de Hormigas, Recocido Simulado y Vecindades Variables, entre otras, con la finalidad de obtener una mejor precisión de los estimadores.

## Algoritmo Genético

Se empleó un algoritmo genético

Con base en esta información se generó una población inicial con 20 individuos que se cruzaron con el siguiente criterio:

$$hiji_{(i,j)} = \sum_1^{10} \frac{padre_i + padre_j}{2} \quad (13)$$

La mutación de los hijos se hizo por medio de la siguiente función:

$$M = hijo_{(i,j)} * rndn \quad (14)$$

Se generó un conjunto de 100 hijos, seleccionando los 50 mejores.

No existe un criterio de aspiración, se realizan 500 iteraciones.

La función de aptitud empleada se muestra a continuación:

$$\widehat{\Delta Y} = \sum_1^n \sqrt{\frac{y_t^2 - y_{t-1}^2}{y}} \quad (15)$$

## Búsqueda Tabú

El tamaño del vecindario es  $6+2*(a2-1)$ , donde  $a2$  es la longitud de la base de datos, el tamaño de la vecindad es de 10, el tamaño de la lista es de 10 y el límite del vecindario es de 0.1.

## Búsqueda en Vecindades Variables

El tamaño del vecindario es igual al tamaño de la base de datos, el tamaño de las vecindades es de 10.

## Colonia de Hormigas

Para este estudio se generaron 10 hormigas con mecanismos de caminata aleatoria y difusión de rastro de feromonas, además tienen la capacidad de percibir el rastro de feromonas que han depositado otras hormigas, la tasa de evaporación de las feromonas es de 0.03.

## Recocido Simulado

En la aplicación del algoritmo de recocido simulado, donde se toma como temperatura inicial  $100^\circ$  y temperatura final  $1^\circ$ , con una tasa de enfriamiento de 0.9.

La función de aceptación es:

$$f(y) = \frac{1}{c} \frac{f(i)}{c} \quad (16)$$

Donde  $y$  es el diferencial del valor del dólar y  $c$  es la tasa de enfriamiento.

## 4. Resultados

### Algoritmo Genético

Se obtuvo una promedio  $\Delta y$  de:  $\pm 0.122607667$  pesos, el mejor pronóstico generado es a cinco días con 96.43% de efectividad.

La Tabla 1 muestra los resultados obtenidos aplicando el algoritmo genético a la serie temporal de la cotización peso-dólar.

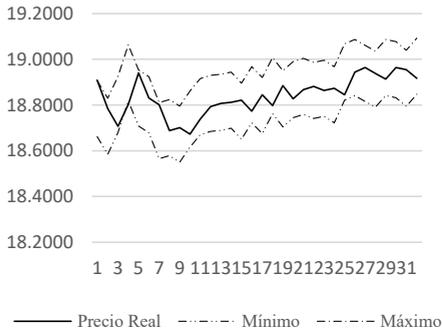
Tabla 1. Resultados Algoritmo Genético

Algoritmo Genético			
Pronóstico	Muestra	Aciertos	Porcentaje
T+1 día	32	30	93.75%
T+2 días	31	28	90.32%
T+3' días	30	25	83.33%
T+4 días	29	27	93.10%
T+5 días	28	27	96.43%

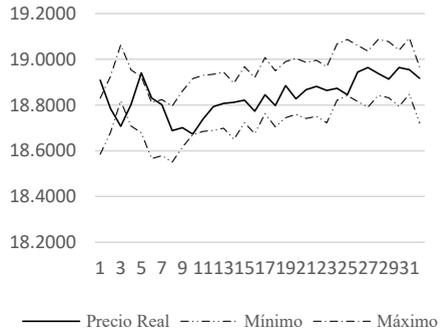
Fuente: elaboración propia.

La Gráfica 1 muestra el comportamiento del precio del dólar dentro de la banda que se genera en el intervalo de  $\pm \Delta y$  con base a los resultados obtenidos de la aplicación del algoritmo genético al histórico de cotizaciones.

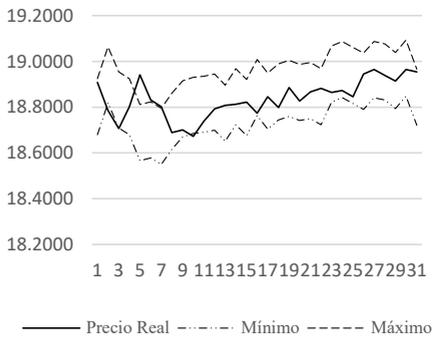
**Gráfica 1. Pronóstico del precio del dólar de 1 a 5 días usando el algoritmo genético**



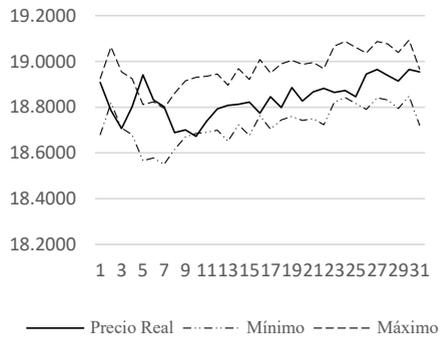
**A.- Un día**



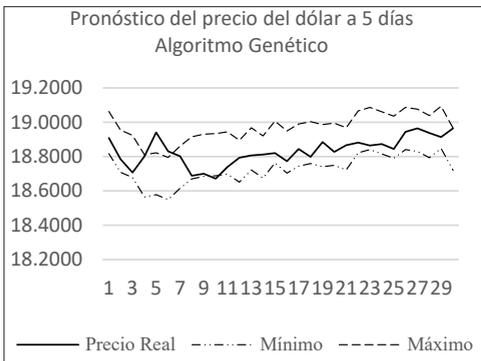
**B.- Dos días**



**C.- Tres días**



**D.- Cuatro días**



**E.- Cinco días**

Fuente: elaboración propia.

Con este algoritmo el intervalo  $\pm\Delta y$ , es del orden de 0.23 pesos, los pronósticos van de un máximo de 96.43% a un mínimo de 83.33% de efectividad.

### Búsqueda tabú

Se obtuvo una  $\Delta y$  promedio de:  $\pm 0.11401333$  pesos, el mejor pronóstico generado es a un día con 93.75% de efectividad.

La Tabla 2 muestra los resultados obtenidos aplicando el algoritmo de búsqueda tabú a la serie temporal de la cotización peso-dólar.

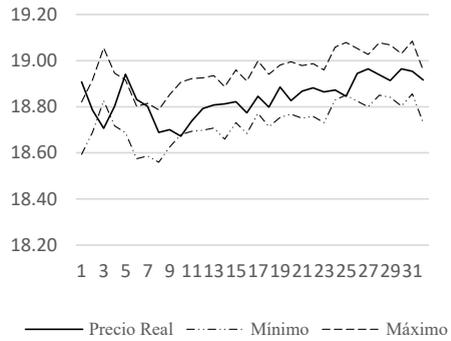
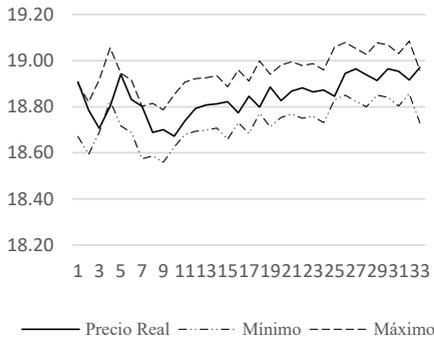
Tabla 2. Resultados Búsqueda Tabú

Búsqueda Tabú			
Pronóstico	Muestra	Aciertos	Porcentaje
T+1 día	32	30	93.75%
T+2 días	31	26	83.87%
T+3 días	30	25	83.33%
T+4 días	29	27	93.10%
T+5 días	28	25	89.29%

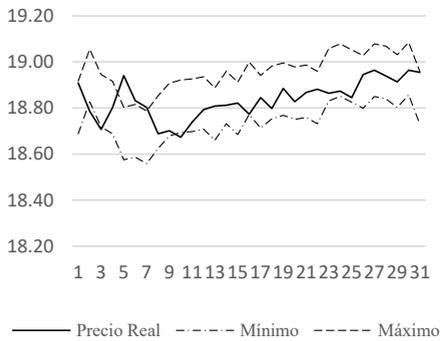
Fuente: elaboración propia.

La Gráfica 2 muestra el comportamiento del precio del dólar dentro de la banda que se genera en el intervalo de  $\pm\Delta y$  con base en los resultados obtenidos de la aplicación del algoritmo de búsqueda tabú al histórico de cotizaciones.

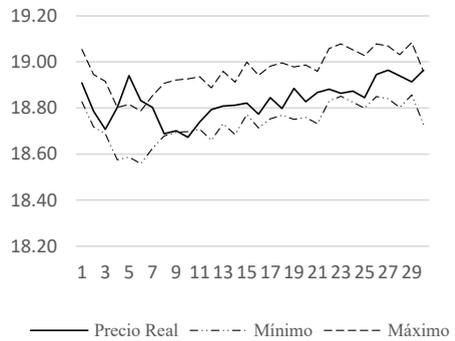
**Gráfica 2. Pronóstico del precio del dólar de 1 a 5 días, usando el algoritmo de Búsqueda Tabú**



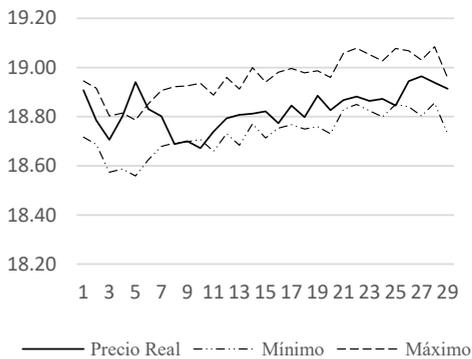
**A.- Un día**



**B.- Dos días**



**C.- Tres días**



**D.- Cuatro días**

**E.- Cinco días**

Fuente de elaboración propia.

Con este algoritmo el intervalo  $\pm\Delta y$ , es del orden de 0.14 pesos, los pronósticos van de un máximo de 93.75% a un mínimo de 83.33% de efectividad.

### Búsqueda en Vecindades variables

Se obtuvo una  $\Delta y$  promedio de:  $\pm 0.0734$  pesos, el mejor pronóstico generado es a dos días con 78.13% de efectividad.

La Tabla 3 muestra los resultados obtenidos aplicando el algoritmo de búsqueda en vecindades variables a la serie temporal de la cotización peso-dólar.

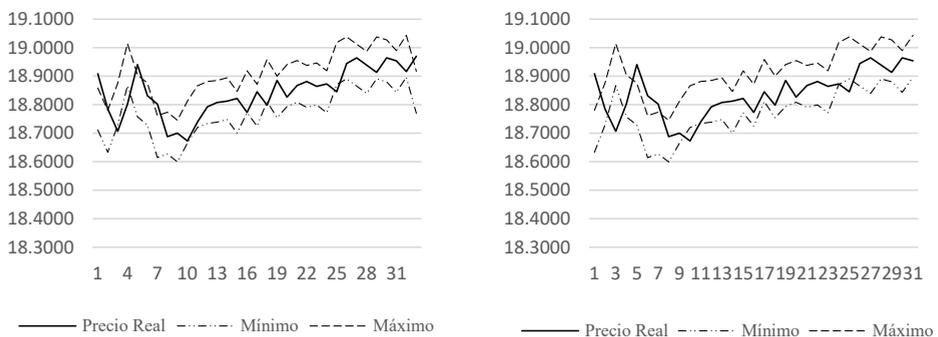
Tabla 3. Resultados Vecindades Variables

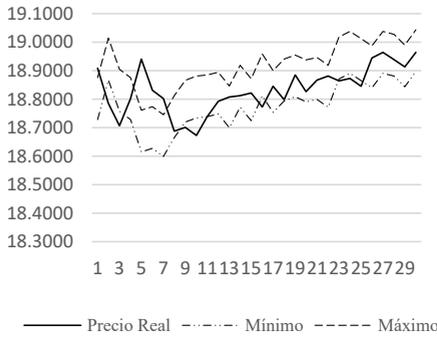
Búsqueda en Vecindades Variables			
Pronóstico	muestra	Aciertos	Porcentaje
T+1 día	33	24	72.73%
T+2 días	32	25	78.13%
T+3 días	31	18	58.06%
T+4 días	30	19	63.33%
T+5 días	29	17	58.62%

Fuente: elaboración propia.

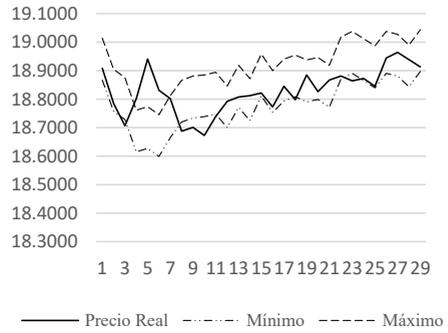
La Gráfica 3 muestra el comportamiento del precio del dólar dentro de la banda que se genera en el intervalo de  $\pm\Delta y$  con base a los resultados obtenidos de la aplicación del algoritmo de búsqueda en vecindades variables al histórico de cotizaciones.

Gráfica 3. Pronóstico del precio del dólar de 1 a 5 días usando Vecindades Variables

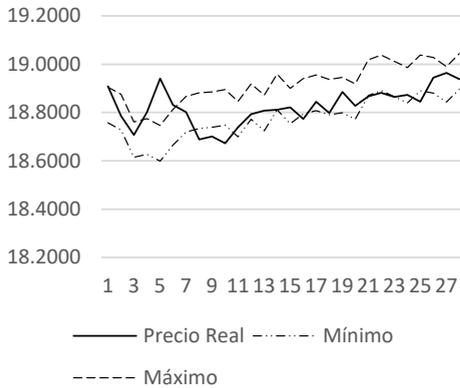




C.- Tres días



D.- Cuatro días



E.- Cinco días

Fuente: elaboración propia.

Con este algoritmo el intervalo  $\pm\Delta y$ , es del orden de 0.14 pesos, los pronósticos van de un máximo de 78.13% a un mínimo de 58.06% de efectividad.

### Colonia de Hormigas

Se obtuvo una  $\Delta y$  promedio de:  $\pm 0.0789$  pesos, el mejor pronóstico generado es a dos días con 80.65% de efectividad.

La Tabla 4 muestra los resultados obtenidos aplicando el algoritmo colonia de hormigas a la serie temporal de la cotización peso-dólar.

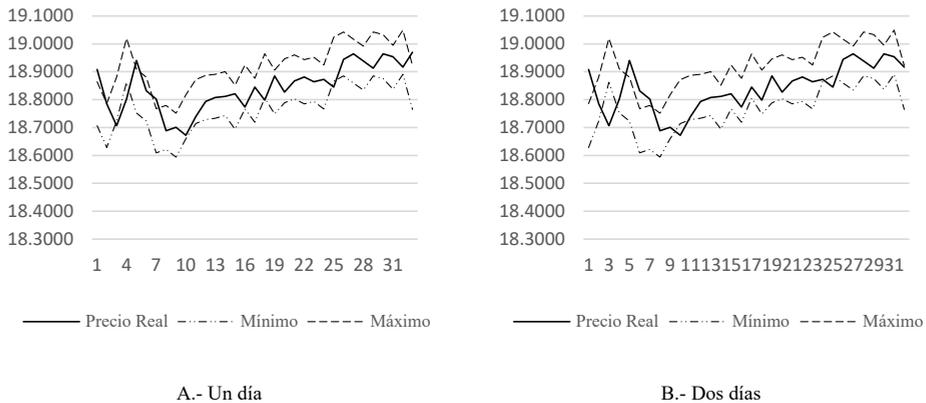
Tabla 4. Resultados Colonia de Hormigas

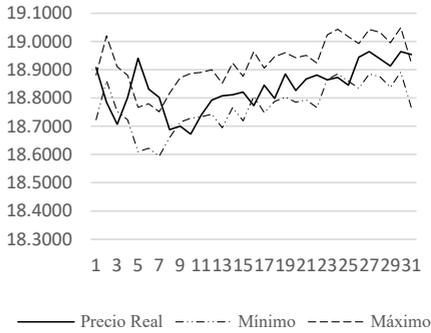
Colonia de Hormigas			
Pronóstico	Muestra	Aciertos	Porcentaje
T+1 día	32	25	78.13%
T+2 días	31	25	80.65%
T+3 días	30	18	60.00%
T+4 días	29	19	65.52%
T+5 días	28	20	71.43%

Fuente: elaboración propia.

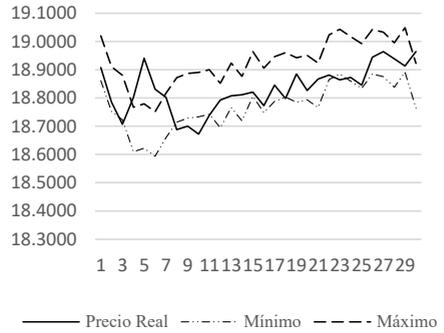
La Gráfica 4 muestra el comportamiento del precio del dólar dentro de la banda que se genera en el intervalo de  $\pm\Delta y$  con base con los resultados obtenidos de la aplicación del algoritmo Colonia de hormigas en los datos históricos de las cotizaciones.

Gráfica 4. Pronóstico del precio del dólar de 1 a 5 días, usando Colonia de Hormigas

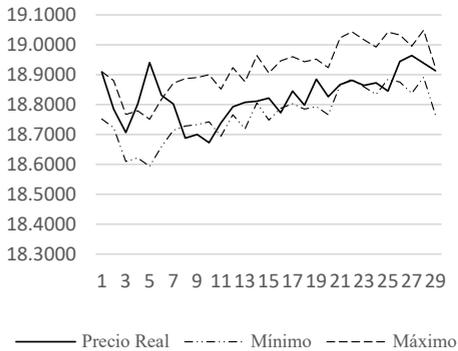




C.- Tres días



D.- Cuatro días



E.- Cinco días

Fuente: elaboración propia.

Con este algoritmo el intervalo  $\pm \Delta y$ , es del orden de 0.16 pesos, los pronósticos van de un máximo del 80.65% a un mínimo de 60.0% de efectividad.

### Recocido Simulado

Se obtuvo una  $\Delta y$  promedio de:  $\pm 0.11464$  pesos, el mejor pronóstico generado es de un día con 93.75% de efectividad.

La Tabla 5 muestra los resultados obtenidos aplicando el algoritmo Recocido simulado a la serie temporal de la cotización peso-dólar.

Tabla 5. Resultados Recocido Simulado

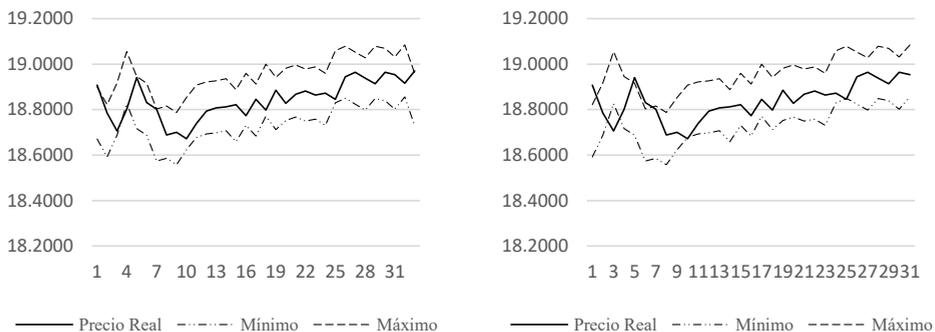
Recocido Simulado			
Pronóstico	Muestra	Aciertos	Porcentaje
T+1 día	32	30	93.75%
T+2 días	31	26	83.87%
T+3 días	30	24	80.00%
T+4 días	29	26	89.66%
T+5 días	28	25	89.29%

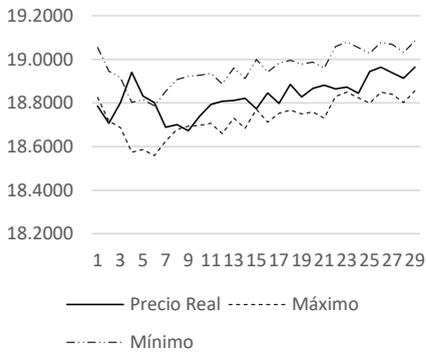
Fuente: elaboración propia.

La Gráfica 5 muestra el comportamiento del precio del dólar dentro de la banda que se genera en el intervalo de  $\pm\Delta y$  con base a los resultados obtenidos de la aplicación del algoritmo Recocido simulado a los datos históricos de las cotizaciones.

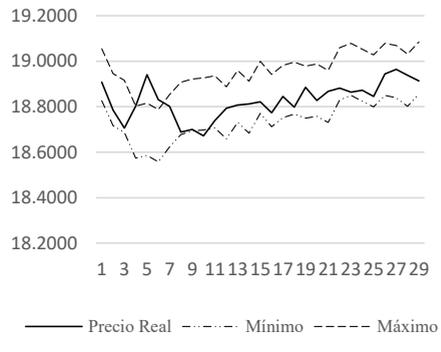
Con este algoritmo el intervalo  $\pm\Delta y$ , es del orden de 0.23 pesos, los pronósticos van de un máximo del 93.75% a un mínimo de 80.0% de efectividad.

Gráfica 5. Pronóstico del precio del dólar de 1 a 5 días usando recocido simulado

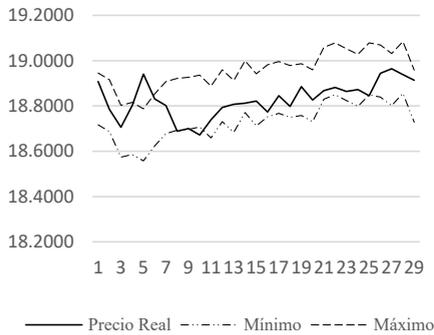




C.- Tres días



D.- Cuatro días



Fuente de elaboración propia.

## Análisis comparativo de desempeño de metaheurísticas

Tabla 6. Resumen de resultados

Metaheurística	Pronóstico	Efectividad	(\$)
Algoritmo Genético	T+5 días	96.43 %	0.123
Búsqueda Tabú	T+1 día	93.75 %	0.114
Recocido Simulado	T+1 día	93.75 %	0.114
Colonia de Hormigas	T+2 días	80.65 %	0.079
Vecindades Variables	T+2 días	78.13 %	0.073

Fuente: de elaboración propia.

Como se puede observar en la Tabla 6, el algoritmo genético presenta los mejores resultados. El pronóstico a 5 días es de 96.43% de efectividad, ya que en cuatro de cinco pronósticos obtiene más del 90% y el más bajo, en  $T+3$  días es de 83.33%.

Los algoritmos de Búsqueda Tabú y Recocido Simulado tienen un comportamiento similar, el mejor resultado obtenido por los dos es de 93.75 % de efectividad en  $T+1$  día, sin embargo, con búsqueda Tabú el resultado más bajo es de 83.33% en  $T+3$  y recocido simulado es de 80.00% también en  $T+3$ .

Los resultados obtenidos con las metaheurísticas de Colonia de hormigas y Vecindades variables no son tan buenos como los de las anteriores, el mejor resultado de Colonia de hormigas es de 80.65 % en  $T+2$  y el peor es del 60% en  $T+3$ . El mejor resultado de vecindades variables es de 78.13, en  $T+2$  y el más bajo es de 58.06% en  $T+3$ .

## Conclusiones

Se definieron los modelos con base en los datos históricos de la cotización peso mexicano-dólar estadounidense utilizando distintas técnicas metaheurísticas.

Con base en los resultados obtenidos se puede mencionar que el algoritmo genético presenta las mejores características para la resolución de este problema, de acuerdo con lo mostrado en la Tabla 6; ya que, los valores obtenidos oscilan entre 96% y 83%, con una desviación estándar de 5%, lo que significa una diferencia de 0.1226 pesos.

Los algoritmos de Búsqueda Tabú y Recocido Simulado presentaron un comportamiento similar, sus resultados son buenos, ya que oscilan entre el 93% y 80% con una desviación estándar de 5% y una diferencia de 0.114 pesos.

Las metaheurísticas de Colonia de Hormigas y Vecindades Variables son menos eficientes que con las anteriores, oscilan entre 80% y 58% con una desviación estándar de 8.9% y una diferencia de 0.78 pesos.

Es posible pronosticar el precio futuro del dólar estadounidense con respecto al peso mexicano a corto plazo (de 1 a 5 días) y el intervalo de variación usando técnicas metaheurísticas.

Se puede concluir que por las características de los datos históricos que se están analizando, una predicción para  $T+3$ , es poco eficiente.

Buscando optimizar los resultados, se propone para trabajos futuros el desarrollo de metaheurísticas híbridas, donde banda de inferior a 0.23 pesos y muy cercana a 0.15 pesos, donde la efectividad sea superior a 85% y muy cercana a 90%.

Con base en lo anterior se puede afirmar el cumplimiento de la hipótesis de este trabajo, que a la letra dice “¿Será posible identificar las técnicas metaheurísticas que tengan mejor desempeño y que proporcionen una efectividad de al menos 90%?”, así mismo se cumple con el objetivo de pronosticar el valor del dólar a corto plazo mediante el uso de las técnicas mencionadas.

En trabajos futuros se realizará la combinación entre Vecindades Variables y Algoritmo Genético, o Colonia de Hormigas y Recocido Simulado; con el objeto de diseñar estrategias híbridas que mejoren los resultados obtenidos hasta el momento.

## Referencias bibliográficas

- Ayala, R. F. y Bucio, C. (2020). “Modelo ARIMA aplicado al tipo de cambio peso-dólar en el periodo 2016-2017 mediante ventanas temporales deslizantes”. *Revista mexicana de economía y finanzas*, vol. 15, núm. 3, pp. 331-354. <https://doi.org/10.21919/remef.v15i3.466>
- Banco de México (2020). Cotización de las divisas respecto al peso mexicano. <https://www.banxico.org.mx/SieInternet/consultarDirectorioInternetAction.do?accion=consultarCuadro&idCuadro=CF307&sector=6&locale=es> (enero - febrero 2020)
- Bezzanur, E., Omer, B. y Selim, Z. (2016). “Model Estimation of ARMA Using Genetic Algorithms: A Case Study of Forecasting Natural Gas Consumption”. *12th International Strategic Management Conference, ISMC 2016*, pp. 537-545.
- Capistran, C., Ibarra, R. y Ramos, M. (2012). “El traspaso de movimientos del tipo de cambio a los precios. Un análisis para la economía mexicana”. *El trimestre económico*, vol. 79, núm. 316, 813-838. [http://www.scielo.org.mx/scielo.php?script=sci\\_arttext&pid=S2448-718X2012000400813&lng=es&tlng=es](http://www.scielo.org.mx/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S2448-718X2012000400813&lng=es&tlng=es). (enero 2020)
- Carrasco R, Soto I, Adasme P, Alfaro M, (2014). “Pronósticos de precios del cobre usando algoritmos genéticos”. *XXI Congreso ACCA, Asociación Chilena de Control Automático*, pp. 1-7.
- De Greiff, S. y Rivera, J. C. (2018). “Optimización de portafolios de inversión con costos de transacción utilizando un algoritmo genético multiobjetivo: ca-

- so aplicado a la Bolsa de Valores de Colombia”. *Estudios Gerenciales*, vol. 34, núm. 146, pp.74-87.
- Gendreau M., Potvin J. Y. (2010). *Handbook of Metaheuristics* (2<sup>nd</sup> Ed.), Unites States: Springer.
- Ibarra, J., Salazar, J. J. y Navarro, R. (2017). “Estimación de modelos estructurales y la evolución del tipo de cambio Peso-Dólar después de la crisis subprime”. *Revista mexicana de economía y finanzas*, vol. 12, núm. 4, pp. 405-429. <https://doi.org/10.21919/remef.v12i4.241>
- López Herrera, F., Rodríguez Benavides, D. y Ortiz Arango, F. (2011). “Volatilidad estocástica del tipo de cambio peso-dólar: El régimen flotante en México”. *Investigación Económica*, vol. 70, núm. 276, pp. 19-50.
- Melián, B., Moreno. J. A. y Moreno, M. (2003). “Metaheurísticas: una visión global. *Inteligencia Artificial, Revista Iberoamericana de Inteligencia Artificial* núm. 19, pp. 7-28.
- Ortiz, F., Cabrera, A. I. y Cruz, F. (2012). “Modelado del comportamiento del tipo de cambio peso-dólar mediante redes neuronales diferenciales”. *Estocástica: Finanzas y Riesgo*, vol. 2, núm. 1, pp. 49-63.
- Valdiviezo, M. F. (2017). *Diseño y Aplicación de Técnicas Metaheurísticas para el Control de Tráfico*. Valencia, España: Universidad Politécnica de Valencia.



# Portafolios de volatilidad con opciones financieras. Un análisis por series de tiempo para las empresas BIMBO y HERDEZ del sector de alimentos de la BMV

## Volatility Portfolios with Financial Options. An Analysis Using Time Series for the Mexican Stock Market Food Sector Companies BIMBO and HERDEZ

---

Maivelin Mendez Molina\*

Héctor Alonso Olivares Aguayo\*\*

Luis Antonio Andrade Rosas\*\*\*

(Fecha de recepción: 16 de mayo de 2021. Fecha de aceptación: 23 de julio de 2021)

### RESUMEN

El objetivo de la investigación es pronosticar el precio de cierre de las acciones de BIMBO y HERDEZ del sector de alimentos de la BMV en el corto plazo, utilizando modelos de series de tiempo ARIMA buscando lograr una toma de decisiones adecuada que genere ganancias con portafolios como de alta volatilidad y como corto de baja vo-

---

\* Unidad Académica Profesional Huehuetoca-Universidad Autónoma del Estado de México, Estado de México, México  
mmendezm871@alumno.uaemex.mx, ORCID: 0000-0002-6850-6169

\*\* Facultad de Negocios,  
Universidad La Salle, Ciudad de México, México  
hectoralonso.olivares@lasalle.mx, ORCID: 0000-0003-2609-8627

\*\*\* Facultad de Negocios,  
Universidad La Salle, Ciudad de México, México  
luis.andrade@lasalle.mx, ORCID: 0000-0002-9442-4765

Reconocemos a la Universidad Autónoma del Estado de México, Unidad Académica Profesional Huehuetoca, por el apoyo brindado, ya que este trabajo es una síntesis de la tesis de la licenciatura en Actuaría de Maivelin Mendez Molina, bajo la dirección del Dr. Héctor Alonso Olivares Aguayo. Asimismo, se agradece al Dr. Luis Antonio Andrade Rosas por los aportes para robustecer el marco teórico de este trabajo de investigación

latitud. Los resultados muestran dos pronósticos econométricos mediante modelos ARIMA para las empresas mexicanas del sector de alimentos mencionadas. Considerando la viabilidad de los portafolios se observan siete conos y veintitrés conos cortos para BIMBO, y para HERDEZ ocho conos y veintidós conos cortos. Asimismo, se observa que predominó la baja volatilidad en el comportamiento de los precios de cierre para ambas empresas. Se recomienda ampliar la investigación a otro tipo de compañías del sector de alimentos. Este trabajo se limita a la construcción de portafolios únicamente con dos opciones financieras mediante el modelo Black-Scholes. Se concluye que el inversionista, para generar utilidades, debe generar decisiones de inversión adecuadas en sus portafolios de volatilidad con opciones financieras a través de pronósticos para un periodo de hasta 30 días.

Clasificación JEL: G11, G13, G17.

**Palabras clave:** portafolio, opciones financieras, volatilidad.

#### ABSTRACT

*The objective of the research is to forecast the closing price BIMBO and HERDEZ stocks, both companies quote in the food sector of the Mexican Stock Market, using ARIMA time series models, in order to achieve adequate decision-making that generates profits when investing in portfolios straddle of high volatility and short straddle of low volatility. The results show a couple of forecasts using ARIMA models for the above-mentioned companies. Regarding the viability of the portfolios, seven straddles and twenty-three short straddles were observed for BIMBO, and eight straddles and twenty-two short straddles were determined for HERDEZ. Also, a prevalence of low volatility in the behavior of closing prices is observed for both companies. It is recommended to extend the research to other types of companies in the food sector. This research is limited to the construction of portfolios with only two financial options using the Black-Scholes model. It is concluded that the investor, to obtain profits, must generate adequate investment decisions in their volatility portfolios with financial options through forecasts considering up to thirty days.*

*Classification JEL: G11, G13, G17*

**Keywords:** *portfolio, financial options, volatility.*

## Introducción

Para los inversionistas es importante conocer en qué medida les afectan los diversos movimientos que existen en los precios de cierre en el mercado de acciones, ya que buscan la obtención de ganancias y la disminución de pérdidas potenciales que pudieran llegar a tener. El efecto de la

información asimétrica sobre las decisiones financieras ha ocasionado que surjan ramas como la economía financiera (Iturriaga, 2006), o que se hayan desarrollado modelos estadísticos, probabilísticos, de redes neuronales y de teoría de juegos, entre otras metodologías, para disminuir la incertidumbre que involucran eventos azarosos. Esta disminución tiene el ideal de hacer un “acercamiento” de situaciones reales, así como descifrar eventos futuros de los cuales se tiene cierto grado de desconocimiento.

Estos modelos con fundamentos matemáticos se han aplicado a distintas áreas de la economía, que cuando se combinan con la estadística y la probabilidad, dan paso a la econometría. De manera específica, la econometría puede representar datos de corte transversal, como empresas en un mismo año, países en un sexenio, o individuos gastando en un mes específico, o puede capturar el gasto de gobierno de un país que depende de las variables macro durante  $n$  periodos, es decir, analizar las observaciones de manera temporal. La econometría se ha utilizado en el análisis de las crisis económicas y su impacto sobre el crecimiento de las empresas. Al respecto, San-Martin y Rodríguez (2011), mediante un análisis discriminante y de regresión logística, muestran que los índices de riesgo país y sus retardos fueron capaces de anticipar que países caerían en crisis entre 1994 y 2002.

Una rama muy útil de la econometría son las series de tiempo, que analiza las predicciones de una variable con respecto a sus rezagos, o rezagos de otras variables, resaltando los modelos AR, ARMA, ARIMA, técnicas de cointegración y causalidad. Por ejemplo, Martínez, *et al.* (2009), mediante pruebas de cointegración y causalidad examinan los efectos de la represión financiera y la intermediación financiera sobre el crecimiento económico en México. De igual forma, Ríos, *et al.* (2011), aplican técnicas de cointegración con cambios estructurales, analizando la relación ahorro-inversión en México de 1950 a 2007.

Uno de los problemas de las series de tiempo es la estacionalidad, al respecto, Soto (2002), comenta sobre la importancia que tiene para el análisis económico poder separar aquellos movimientos seculares en las variables económicas de sus componentes estacionales, tanto para interpretar los datos de la coyuntura como para evaluar el efecto de las políticas económicas mediante modelos estadísticos. Por otro lado, y con la idea de ajustar el modelo a series no estacionarias, Box y Jenkins (1970) sugieren diferenciar a la serie original para remover tanto la tendencia como la estacionalidad.

En este trabajo nos interesa visualizar la alta o baja volatilidad en los precios de cierre de las acciones de BIMBO y HERDEZ que cotizan en la Bolsa

Mexicana de Valores (BMV), la volatilidad con frecuencia se debe a factores externos como: políticas económicas en los aranceles, la fluctuación del dólar, modificación en las tasas de interés, etcétera. El estudio del mercado accionario se ha analizado de manera concurrente, en particular se han hecho estudios para México (Montoya *et al.*, 1992), donde a partir de las series históricas de precios de mercado, se analiza la eficiencia del mercado accionario mexicano, eficiencia que depende de los rendimientos superiores o inferiores a los gaussianos.

Los factores externos expuestos provocan que exista una mayor volatilidad en las acciones que se cotizan en la BMV por lo que esta investigación tiene como objetivo pronosticar los precios de cierre de las acciones de BIMBO y HERDEZ con el fin de construir portafolios cono y cono corto de alta y baja volatilidad respectivamente con opciones financieras para obtener ganancias futuras. Como ejemplo de investigación referente a la construcción de portafolios con opciones financieras sobre el principal índice accionario de México (hoy en día S&P/BMV IPC) y sus componentes. Olivares, *et al.* (2016) muestran las ganancias obtenidas por el alza en los precios de cierre en el sector de alimentos mediante el portafolio toro y a la baja en el sector de construcción con el portafolio oso.

En particular este trabajo tiene como hipótesis que mediante las series de tiempo, se predicen a través de modelos ARIMA los precios futuros de cierre de las acciones BIMBO y HERDEZ de la BMV, para poder generar ganancias con la construcción de portafolios cono y cono corto con opciones financieras. Asimismo, se analiza si los pronósticos realizados hasta por 30 días, para los precios de cierre de ambas empresas son aproximados a los precios reales, implementando portafolios de volatilidad cono y cono corto que otorguen ganancias al inversionista. El desarrollo del presente trabajo es como sigue. En la sección 1 se presenta una breve revisión de la literatura, en la sección 2 se desarrolla la metodología propuesta, en la sección 3 se presentan y analizan los resultados obtenidos, por último, se realiza una breve discusión y se presentan las conclusiones e implicaciones finales de este trabajo de investigación.

## 1. Revisión de la literatura

La volatilidad es analizada en la teoría de fijación de precios con derivados financieros; por ejemplo, en la valuación de opciones financieras a partir del modelo cerrado de Black y Scholes (1973), basado en el supuesto de que el precio del activo subyacente sigue un proceso de difusión log-gaussiano con

volatilidad constante y que los rendimientos logarítmicos se distribuyen de forma gaussiana.

Merton (1973) extiende el modelo de Black y Scholes, el cual asume que la volatilidad es una función determinista del tiempo. Otros trabajos que tratan con esta heteroscedasticidad y que incluyen el modelo de elasticidad constante en la varianza son los de Cox (1975), Christoffersen *et al.* (2010), Hao y Zhang (2013), entre otros.

Este trabajo, en primera instancia, hace una predicción con base en series de tiempo financieras. Una de las características de los rendimientos de las series de tiempo financieras (Cont, 2001), es que su media parece ser constante mientras su varianza cambia con el tiempo. Por primera vez este tipo de fenómenos fue estudiado por Mandelbrot (1963).

Un portafolio con opciones financieras se da al combinar por lo menos dos productos financieros derivados de este tipo. Los portafolios son generados al comprar y vender dichas opciones, de acuerdo con la expectativa que tenga el inversionista sobre el comportamiento del precio futuro de la variable que se desea analizar. McMillan (2002) establece que los portafolios le permiten al inversionista cubrirse, ante la volatilidad del precio del activo subyacente. Un inversionista que opta por portafolios de alta volatilidad formará conos, mientras que los de baja volatilidad conformarán conos cortos.

La econometría no ha sido la excepción en el estudio de esta volatilidad, de hecho, la aplicación econométrica al aspecto financiero desarrolló una metodología más profunda de análisis, llamada econometría financiera, la cual se ha aplicado principalmente a los rendimientos de las acciones financieras y la composición de portafolios. Como lo sustentan Marcelo y Quirós (2005), quienes analizan la evolución de las relaciones existentes entre ocho de los principales índices bursátiles, y sus efectos sobre la composición de portafolios óptimos de los inversionistas, en el período que transcurre entre los años 1995 y 2002. Los autores resaltan la utilización de diferentes contrastes econométricos entre los índices, permitiendo determinar los efectos de la globalización en los mercados bursátiles y en los inversionistas.

La volatilidad también se ha capturado a través de modelos de series de tiempo, por ejemplo, Uribe, *et al.* (2015), utilizan la metodología para explorar la evolución de la volatilidad del tipo de cambio nominal (peso-dólar) en Colombia. Otro concepto de volatilidad es capturado en el modelo de volatilidad autorregresiva en media, por ejemplo, en Romero (2004) es utilizado para capturar los efectos asimétricos de las innovaciones sobre la volatilidad, así como el efecto de esta última sobre las rentabilidades.

Por su parte, Pérez (2002), se cuestiona si el premio al riesgo es variable en el tiempo en el modelo CAPM. Para lo cual utilizan: a) los excesos de rentabilidad del índice general de la Bolsa de Madrid; b) diversas expresiones de modelos ARCH en media y c) diversas especificaciones de la función del error condicionado a la información del período para estimar los parámetros (gaussiana, t-Student y GED). Por otra parte, Belaire (2004), comenta que los inversionistas acceden a los mercados de derivados por motivos de cobertura, arbitraje e inversión; proponiendo un procedimiento bayesiano para modelizar los precios del subyacente en una fecha futura dada, que incorpora las expectativas iniciales de un agente individual a la información muestral del mercado. La metodología planteada es aplicada en la obtención de carteras óptimas sobre opciones IBEX-35 bajo varios supuestos sobre las expectativas individuales del agente en tendencia y volatilidad.

Otros autores, como Brida, *et al.* (2009), introducen una metodología que combina el análisis de series temporales simbólicas con el algoritmo de agrupación de asociación al vecino más cercano para analizar la estructura jerárquica y la dinámica de las relaciones existentes entre los tipos de cambio reales en los principales mercados latinoamericanos. Por su parte, Espinoza, *et al.* (2013) emplean la prueba de Hinich para detectar ventanas no lineales sobre las series de rendimientos diarios de los productos primarios de: cobre, oro, plata, platino, paladio, petróleo Brent y WTI, confirmando el fenómeno de comportamiento no lineal en series de activos financieros.

Los índices bursátiles se han medido incluso con redes neuronales, por ejemplo, Parisi y Guerreo (2003), analizan la capacidad de los modelos de redes neuronales para predecir el signo de las variaciones semanales de los índices bursátiles: CAC40, Hang Seng, KLSE, MMX, STI, Dow Jones Industry, S&P 500, GDAX, BOVESPA, Nikkei225 y FTSE100, para desarrollar estrategias de transacción efectivas. Los resultados muestran que no existe un sólo modelo explicativo de la evolución de los índices bursátiles. También, al comparar los resultados de la red Ward y del modelo ARIMA con los de una estrategia *buy and hold* se observó que, independientemente de la significancia estadística de la capacidad predictiva, ambas técnicas permitieron aumentar la rentabilidad o reducir las pérdidas. Los modelos ARIMA han evolucionado, obteniendo otro tipo de modelos como los ESARIMA, por ejemplo, Pincheira y García (2012), los utilizan para investigar la precisión y estabilidad de las proyecciones de corto plazo de la inflación en Chile. Sus resultados indican que el error cuadrático medio fuera de muestra de las proyecciones ESARIMA es menor que el de los métodos univariados consi-

derados, cuando el horizonte predictivo varía de 1 a 4 meses. Concluyen en general que, la familia ESARIMA ofrece proyecciones más estables que los marcos de referencia univariados, pero menos estables que las provenientes de la encuesta de analistas.

Finalmente, Parisi, *et al.* (2004), a partir de precios de cierre semanales, analizan la eficiencia de los modelos multivariados dinámicos, elaborados a partir de algoritmos genéticos recursivos, para predecir el signo de las variaciones semanales de los índices bursátiles IPC, TSE, NASDAQ y DJI. Los resultados fueron comparados con los del modelo AR (1) y de un modelo multivariado elaborado de manera aleatoria. Los modelos elaborados por el algoritmo genético generaron el mayor rendimiento acumulado, excepto en el caso del NASDAQ, en el que la rentabilidad más alta fue obtenida por el modelo AR (1).

## 2. Metodología

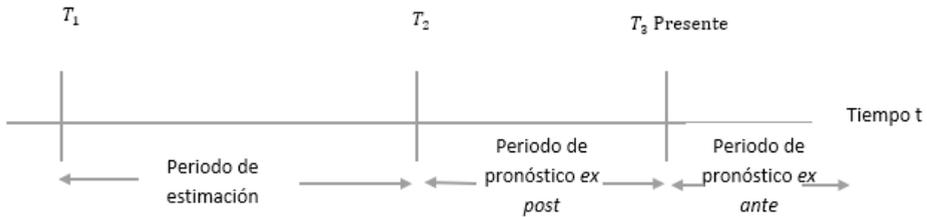
### 2.1. Series de tiempo

Los modelos que se utilizan en series de tiempo tienen la función de pronosticar el comportamiento de los datos a corto o largo plazo.

Es útil distinguir entre el pronóstico *ex post* y el *ex ante*. En función de los modelos de series de tiempo, ambos producen valores de una variable dependiente más allá del periodo usado para estimar el modelo. En un pronóstico *ex post*, las observaciones en las variables endógenas y en las variables explicativas exógenas ya se conocen con certeza durante un periodo pronosticado, de este modo, los pronósticos *ex post* pueden verificarse contra los datos existentes y proporcionan un medio para evaluar un modelo de pronóstico. Un pronóstico *ex ante* también predice valores de la variable dependiente más allá del periodo de estimación original, pero usa variables explicativas que pueden conocerse o que no pueden conocerse aún con certeza, Pindyck y Rubinfeld (2001).

Como se muestra en la Gráfica 1.

Gráfica 1: Comportamiento de los tipos de pronósticos en el tiempo



Fuente: Pindyck y Rubinfeld (2001).

Una serie de tiempo es un conjunto de datos observados y ordenados a través del tiempo. La manera en que se puede representar una serie de tiempo matemáticamente es la siguiente.

$$y(t) = y_1 + y_2 + y_3 + \dots + y_T \quad (1)$$

Se tiene  $y_j$  observaciones, tal que  $j = 1, 2, \dots, T$  y la suma de todas esas observaciones conforman la serie de tiempo  $y(t)$ .

Para fines del pronóstico, interesa modelar la serie de tiempo, como el valor  $y_T$  es conocido, se busca el valor posterior pronosticado  $\hat{y}_{T+1}$  o dos tiempos más adelante  $\hat{y}_{T+2}$  y así sucesivamente.

Los modelos tradicionales en series de tiempo son los modelos Autorregresivos de orden (p), también llamados AR (p) y los modelos de Medias Móviles de orden (q) abreviados como MA (q). La combinación de estos dos modelos conlleva a modelos mixtos, como son: Autorregresivos de Medias Móviles de orden (p,q), conocidos como ARMA (p,q) y el modelo Autorregresivo Integrado de Media Móvil ARIMA (p,d,q).

Este trabajo de investigación se centra en este último modelo ARIMA (p,d,q), por lo que a continuación se explican sus características principales.

El modelo ARIMA (p,d,q) tiene la característica principal de ser un proceso integrado en diferencias, donde su orden se encuentra definido por el parámetro (d) a diferencia del modelo ARMA (p,q).

El operador diferencia, tiene la función de hacer estacionaria una serie que no lo es. Matemáticamente se expresa lo anterior como sigue.

$$\Delta y_t = y_t - y_{t-1} \text{ de primer orden}$$

$$\Delta^2 y_t = \Delta y_t - \Delta y_{t-1} \text{ de segundo orden}$$

$$:$$

$$\Delta^d y_t = Z_t \text{ de orden } d$$

Retomando la ecuación  $\Delta^d y_t = Z_t$  estacionaria,  $Z_t$  se expresa como un ARIMA (p,d,q):

$$Z_t = \Phi_1 Z_{t-1} + \Phi_2 Z_{t-2} + \dots + \Phi_p Z_{t-p} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{t-2} - \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q} \quad (2)$$

Los procesos ARIMA (p,d,q), también se pueden descomponer, si una serie únicamente presenta problemas en sus perturbaciones, es decir que no requiere del modelo AR (q) sino del MA (q) pero necesita ser integrado, por lo que el orden dependerá sólo de d y q, por lo que será de orden (0,d,q) construyendo un modelo IMA, por otro lado, si únicamente se tiene un modelo AR (p) y el proceso necesita de integración en diferencias, el orden estará dado por (p,d,0) y se denominará ARI. Los modelos mixtos, son versátiles en el momento de escoger el orden, y adecuarlos según se requiera; otra cualidad que poseen estos tipos de modelos, contrario a lo que hacen los modelos clásicos AR (p), MA (q) y ARMA (p, d), los cuales ajustan la serie al modelo matemático, este modelo integrado en diferencias, el modelo ARIMA (p,d,q), se ajusta a la serie estacionaria  $Z_t$ .

## 2.2. Modelo Black-Scholes para valuación de opciones financieras

Sea el comportamiento del precio del activo subyacente de una opción financiera descrito por la ecuación diferencial estocástica siguiente.

$$dS_t = \mu S_t dt + \sigma S_t dW_t \quad (3)$$

Como se muestra en el Anexo 2 con base en Venegas (2008), a través del lema de Itô se deduce que:

$$d[\ln(S_t)] = \left( \mu - \frac{\sigma^2}{2} \right) dt + \sigma dW_t \quad (4)$$

discretizando la ecuación anterior, esta queda de la siguiente manera

$$\ln(S_T) - \ln(S_t) = \left(\mu - \frac{\sigma^2}{2}\right) \Delta t + \sigma \Delta W_t \quad (5)$$

haciendo  $\Delta t = T - t$  se tiene

$$\ln(S_T) - \ln(S_t) = \left(\mu - \frac{\sigma^2}{2}\right) (T - t) + \sigma \varepsilon \sqrt{T - t} \quad (6)$$

tal que  $\varepsilon \sim N(0,1)$ .

Por lo anterior, se deduce que

$$\frac{\ln(S_T)}{\ln(S_t)} = \left(\mu - \frac{\sigma^2}{2}\right) (T - t) + F(0, \sigma^2 \sqrt{T - t}) \quad (7)$$

y entonces,

$$\frac{\ln(S_T)}{\ln(S_t)} \sim N \left[ \left(\mu - \frac{\sigma^2}{2}\right) (T - t), \sigma^2 (T - t) \right] \quad (8)$$

Al suponer que la valuación no depende de las preferencias de riesgo de los inversionistas, se define una valuación neutral al riesgo como un escenario en el cual los inversionistas no necesitan un premio al riesgo para invertir. Por lo anterior, el proceso que sigue el activo será

$$dS_t = iS_t dt + \sigma S_t dW_t \quad (9)$$

luego,

$$\frac{\ln(S_T)}{\ln(S_t)} \sim N \left[ \left(i - \frac{\sigma^2}{2}\right) (T - t), \sigma^2 (T - t) \right] \quad (10)$$

### 2.2.1. Función de densidad de probabilidad para el precio del activo subyacente bajo el supuesto de valuación neutral al riesgo

Como  $\varepsilon \sim N(0,1)$  su función de densidad de probabilidad está dada por la expresión

$$f_{\varepsilon}(\varepsilon) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{\varepsilon^2}{2}} \quad (11)$$

Sea  $g(\varepsilon)$  la función

$$g(\varepsilon) = S_t e^{\left(i - \frac{\sigma^2}{2}\right)(T-t) + \sigma\varepsilon\sqrt{T-t}} = S_T \quad (12)$$

al despejar  $\varepsilon$  se obtiene la función inversa de  $g(\cdot)$  evaluada en el activo subyacente al tiempo  $T$  representada por  $g^{-1}(S_T)$

$$g^{-1}(S_T) = \frac{\ln\left(\frac{S_T}{S_t}\right) - \left(i - \frac{\sigma^2}{2}\right)(T-t)}{\sigma\sqrt{T-t}} = \varepsilon \quad (13)$$

Recordando que si una función  $Z = g(Y)$ , entonces su función de densidad de probabilidad será

$$f_z(z) = f_y(g^{-1}(z)) * \left| \frac{dg^{-1}(z)}{dz} \right| \quad (14)$$

entonces,

$$f_{S_T|S_t}(s|S_t) = f_y(g^{-1}(s)) * \left| \frac{dg^{-1}(s)}{ds} \right| \quad (15)$$

Evaluando a la función inversa de  $g(\cdot)$  en  $s$  se tiene

$$g^{-1}(s) = \frac{\ln\left(\frac{s}{S_t}\right) - \left(i - \frac{\sigma^2}{2}\right)(T-t)}{\sigma\sqrt{T-t}} \quad (16)$$

entonces,

$$\left| \frac{dg^{-1}(s)}{ds} \right| = \frac{1}{s\sigma\sqrt{T-t}} \quad (17)$$

Como  $f_\varepsilon(\varepsilon) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{\varepsilon^2}{2}}$ ; se tiene

$$f_\varepsilon(g^{-1}(s)) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2} \left( \frac{\ln\left(\frac{s}{S_t}\right) - \left(i - \frac{\sigma^2}{2}\right)(T-t)}{\sigma\sqrt{T-t}} \right)^2} \quad (18)$$

De lo anterior se observa que

$$f_{S_T|S_t}(s|S_t) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2} \left( \frac{\ln\left(\frac{s}{S_t}\right) - \left(i - \frac{\sigma^2}{2}\right)(T-t)}{\sigma\sqrt{T-t}} \right)^2} \quad * \quad (19)$$

$$\frac{1}{s\sigma\sqrt{T-t}} f_{S_T|S_t}(s|S_t) = \frac{e^{-\frac{1}{2} \left( \frac{\ln\left(\frac{s}{S_t}\right) - \left(i - \frac{\sigma^2}{2}\right)(T-t)}{\sigma\sqrt{T-t}} \right)^2}}{s\sigma\sqrt{2\pi(T-t)}}$$

La ecuación (19) será utilizada posteriormente para deducir las ecuaciones del modelo de Black-Scholes para valuar una opción financiera europea de compra.

Por otro lado, como se sabe que  $\varepsilon = \frac{\ln\left(\frac{s}{S_t}\right) - \left(i - \frac{\sigma^2}{2}\right)(T-t)}{\sigma\sqrt{T-t}}$ , se tiene que

$$s = S_t e^{\varepsilon\sigma\sqrt{T-t} + \left(i - \frac{\sigma^2}{2}\right)(T-t)} \quad (20)$$

luego,

$$\frac{ds}{d\varepsilon} = S_t e^{\varepsilon\sigma\sqrt{T-t} + \left(i - \frac{\sigma^2}{2}\right)(T-t)} \sigma\sqrt{T-t} \quad (21)$$

y entonces,

$$ds = S_t e^{\varepsilon\sigma\sqrt{T-t} + \left(i - \frac{\sigma^2}{2}\right)(T-t)} \sigma\sqrt{T-t} d\varepsilon = s\sigma\sqrt{T-t} d\varepsilon \quad (22)$$

### 2.2.2. Valuación neutral al riesgo de una opción financiera europea de compra

El precio de una opción financiera de compra europea en con precio de ejercicio  $X$  y vencimiento en  $T$ , se denota por la variable  $c$  y está dada por el valor esperado del valor presente del valor intrínseco de dicha opción:

$$c = E[\max(S_T - X, 0 | \mathfrak{F}_t)]e^{-i(T-t)} \quad (23)$$

así,

$$\begin{aligned} c &= e^{-i(T-t)} \int_0^\infty \max(s - X, 0) f_{S_T|S_t}(s|S_T) ds \\ &= e^{-i(T-t)} \int_X^\infty (s - X) f_{S_T|S_t}(s|S_T) ds \\ &= e^{-i(T-t)} \int_{s>X}^\infty (s) f_{S_T|S_t}(s|S_T) ds - X e^{-i(T-t)} \int_{s>X}^\infty f_{S_T|S_t}(s|S_T) ds \end{aligned} \quad (24)$$

De la ecuación (19) se sabe que

$$f_{S_T|S_t}(s|S_t) = \frac{e^{-\frac{1}{2} \left( \frac{\ln\left(\frac{s}{S_t}\right) - \left(i - \frac{\sigma^2}{2}\right)(T-t)}{\sigma\sqrt{T-t}} \right)^2}}{s\sigma\sqrt{2\pi(T-t)}} \quad (25)$$

entonces,

$$\begin{aligned} c &= e^{-i(T-t)} \int_{s>X}^\infty \frac{e^{-\frac{1}{2} \left( \frac{\ln\left(\frac{s}{S_t}\right) - \left(i - \frac{\sigma^2}{2}\right)(T-t)}{\sigma\sqrt{T-t}} \right)^2}}{\sigma\sqrt{2\pi(T-t)}} ds - \\ &X e^{-i(T-t)} \int_{s>X}^\infty \frac{e^{-\frac{1}{2} \left( \frac{\ln\left(\frac{s}{S_t}\right) - \left(i - \frac{\sigma^2}{2}\right)(T-t)}{\sigma\sqrt{T-t}} \right)^2}}{s\sigma\sqrt{2\pi(T-t)}} ds \end{aligned} \quad (26)$$

Sea

$$I_1 = e^{-i(T-t)} \int_{s>X}^{\infty} \frac{e^{-\frac{1}{2} \left( \frac{\ln\left(\frac{s}{S_t}\right) - \left(i - \frac{\sigma^2}{2}\right)(T-t)}{\sigma\sqrt{T-t}} \right)^2}}{\sigma\sqrt{2\pi(T-t)}} ds \quad (27)$$

$$I_2 = -Xe^{-i(T-t)} \int_{s>X}^{\infty} \frac{e^{-\frac{1}{2} \left( \frac{\ln\left(\frac{s}{S_t}\right) - \left(i - \frac{\sigma^2}{2}\right)(T-t)}{\sigma\sqrt{T-t}} \right)^2}}{s\sigma\sqrt{2\pi(T-t)}} ds \quad (28)$$

De la ecuación (22) se expresa  $ds$  como  $\sigma\sqrt{T-t}d\varepsilon$  y por la ecuación (13)  $\varepsilon$

por  $\frac{\ln\left(\frac{S_T}{S_t}\right) - \left(i - \frac{\sigma^2}{2}\right)(T-t)}{\sigma\sqrt{T-t}}$  para  $I_1$  y  $I_2$

$$I_1 = e^{-i(T-t)} \int_{s > \frac{\ln\left(\frac{X}{S_t}\right) - \left(i - \frac{\sigma^2}{2}\right)(T-t)}^{\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{\sigma^2}{2} \varepsilon^2} e^{\left(i - \frac{\sigma^2}{2}\right)(T-t)} d\varepsilon \quad (29)$$

El cambio en el límite inferior de integración se debe a que ahora se integra respecto a  $\varepsilon$  y como  $s > X$ , se tiene

$$S_t e^{\varepsilon\sigma\sqrt{T-t} + \left(i - \frac{\sigma^2}{2}\right)(T-t)} > X \text{ y } \varepsilon > \frac{\ln\left(\frac{X}{S_t}\right) - \left(i - \frac{\sigma^2}{2}\right)(T-t)}{\sigma\sqrt{T-t}} \quad (30)$$

Al restar  $\sigma\sqrt{T-t}$  en ambos lados de la inecuación  $\varepsilon > \frac{\ln\left(\frac{X}{S_t}\right) - \left(i - \frac{\sigma^2}{2}\right)(T-t)}{\sigma\sqrt{T-t}}$

$$\varepsilon - \sigma\sqrt{T-t} > \frac{\ln\left(\frac{X}{S_t}\right) - \left(i + \frac{\sigma^2}{2}\right)(T-t)}{\sigma\sqrt{T-t}} \quad (31)$$

así que,

$$I_1 = S_t \int_{\varepsilon - \sigma\sqrt{T-t} > \frac{\ln\left(\frac{X}{S_t}\right) - \left(i + \frac{\sigma^2}{2}\right)(T-t)}{\sigma\sqrt{T-t}}}^{\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}(\varepsilon - \sigma\sqrt{T-t})^2} d\varepsilon \quad (32)$$

Definiendo  $u = \varepsilon - \sigma\sqrt{T-t}$  se tiene

$$I_1 = S_t \int_{-\infty < u < \frac{\ln\left(\frac{S_t}{X}\right) + \left(i + \frac{\sigma^2}{2}\right)(T-t)}{\sigma\sqrt{T-t}}}^{\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}(u)^2} du \quad (33)$$

donde se asume que  $\varepsilon \sim N(0,1)$ .

Asimismo, como

$$ds = S_t e^{\varepsilon\sigma\sqrt{T-t} + \left(i - \frac{\sigma^2}{2}\right)(T-t)} \sigma\sqrt{T-t} d\varepsilon \quad (34)$$

La segunda integral satisface:

$$I_2 = -X e^{-i(T-t)} \int_{\varepsilon > \frac{\ln\left(\frac{X}{S_t}\right) - \left(i - \frac{\sigma^2}{2}\right)(T-t)}{\sigma\sqrt{T-t}}}^{\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}(\varepsilon)^2} d\varepsilon \quad (35)$$

entonces,

$$I_2 = -X e^{-i(T-t)} \int_{-\infty < u < \frac{\ln\left(\frac{S_t}{X}\right) + \left(i - \frac{\sigma^2}{2}\right)(T-t)}{\sigma\sqrt{T-t}}}^{\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}(u)^2} du \quad (36)$$

Se sigue que, al topar el límite de integración superior hasta  $d_1$  y  $d_2$  respectivamente,

$$I_1 = S_t \int_{-\infty < u < \frac{\ln\left(\frac{S_t}{X}\right) + \left(i + \frac{\sigma^2}{2}\right)(T-t)}{\sigma\sqrt{T-t}}}^{d_1} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}(u)^2} du \quad (37)$$

$$I_2 = -Xe^{-i(T-t)} \int_{-\infty < u < \frac{\ln\left(\frac{S_t}{X}\right) + \left(i - \frac{\sigma^2}{2}\right)(T-t)}{\sigma\sqrt{T-t}}}^{\frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}(u)^2}} du \quad (38)$$

por lo tanto,

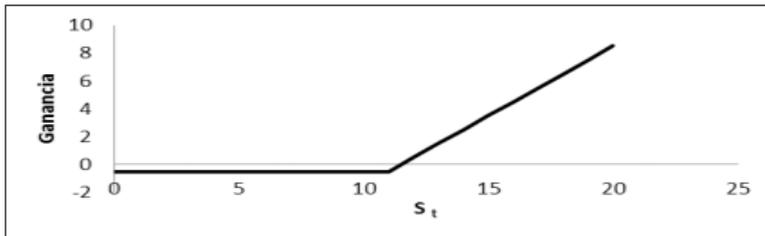
$$c = S_t N(d_1) - Xe^{-i(T-t)} N(d_2) \quad (39)$$

con,

$$d_1 = \frac{\ln\left(\frac{S_t}{X}\right) + \left(i + \frac{\sigma^2}{2}\right)(T-t)}{\sigma\sqrt{T-t}} \quad (40)$$

$$d_2 = \frac{\ln\left(\frac{S_t}{X}\right) + \left(i - \frac{\sigma^2}{2}\right)(T-t)}{\sigma\sqrt{T-t}} = d_1 - \sigma\sqrt{T-t} \quad (41)$$

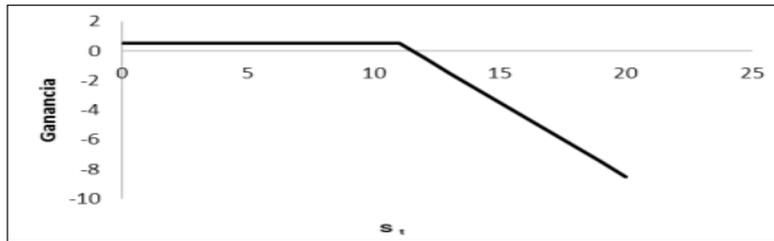
Gráfica 2: Posición larga de una opción financiera europea de compra



Fuente: elaboración propia en Excel 2016.

En la Gráfica 2 se observa que el inversionista tiene una expectativa alcista para obtener ganancias, mientras más grande sea el valor del activo subyacente mayor será la ganancia obtenida en la fecha de vencimiento del contrato.

Gráfica 3. Posición corta de una opción financiera europea de compra



Fuente: elaboración propia en Excel 2016.

En la Gráfica 3 se observa que el inversionista tiene una expectativa a la baja, es decir la máxima ganancia que puede obtener es justo el valor de la prima calculada mediante el modelo de Black-Scholes.

### 2.2.3. Valuación neutral al riesgo de una opción financiera europea de venta

Para valuar una opción financiera europea de venta conservando el supuesto de neutralidad al riesgo, dado que ya conocemos la expresión de una opción financiera europea de compra suponiendo los mismos factores de influencia en el precio de dicha opción, entonces se puede utilizar la fórmula de paridad compra-venta siguiente:

$$c + Xe^{-i(T-t)} = p + S_t \quad (42)$$

como  $N(d_1) = 1 - N(-d_1)$  y  $N(d_2) = 1 - N(-d_2)$  entonces se puede reemplazar en la ecuación (42) las ecuaciones de Black-Scholes mostradas anteriormente para la opción financiera de compra de la manera siguiente.

$$p + S_t = S_t N(d_1) - Xe^{-i(T-t)} N(d_2) + Xe^{-i(T-t)}$$

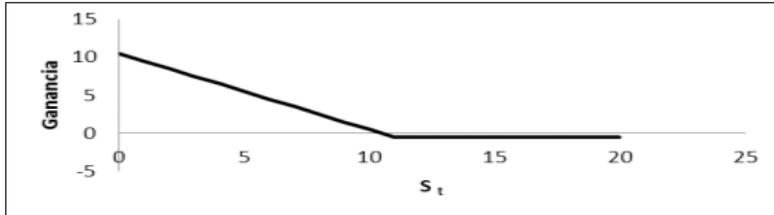
$$p + S_t = S_t (1 - N(-d_1)) - Xe^{-i(T-t)} (1 - N(-d_2)) + Xe^{-i(T-t)}$$

$$p + S_t = S_t - S_t N(-d_1) - Xe^{-i(T-t)} + Xe^{-i(T-t)} N(-d_2) + Xe^{-i(T-t)}$$

$$p = -S_t N(-d_1) + X e^{-i(T-t)} N(-d_2)$$

$$p = X e^{-i(T-t)} N(-d_2) - S_t N(-d_1) \quad (43)$$

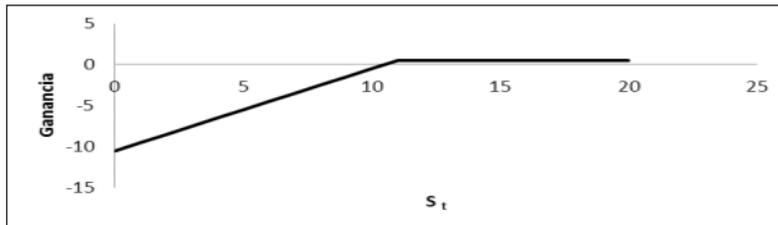
Gráfica 4. Posición larga de una opción financiera europea de venta



Fuente: elaboración propia en Excel 2016.

En la Gráfica 4 se observa que el inversionista tiene una expectativa a la baja para obtener ganancias, mientras más se reduzca el valor del activo subyacente mayor será la ganancia obtenida en la fecha de vencimiento del contrato.

Gráfica 5. Posición corta de una opción financiera europea de venta



Fuente: elaboración propia en Excel 2016.

En la Gráfica 5 se observa que el inversionista tiene una expectativa alcista, es decir la máxima ganancia que puede obtener es justo el valor de la prima calculada mediante el modelo de Black-Scholes.

A diferencia de los contratos de opciones financieras de compra, en los contratados de opciones de venta se puede observar que tanto las pérdidas como las ganancias son limitadas sin importar la posición que tenga el inversionista en el contrato.

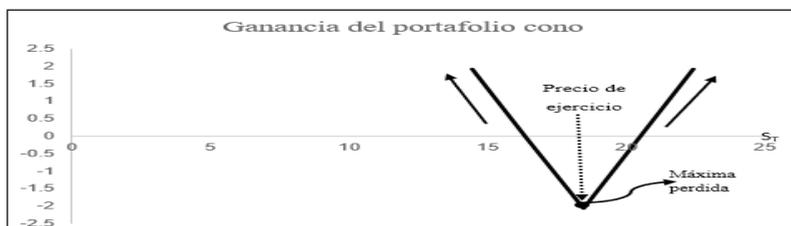
En un contrato de opciones financieras, la posición larga es aquella que adquiere el inversionista por tener el derecho más no la obligación de ejercer el contrato en el futuro, dicho derecho lo adquiere por haber pagado la prima a su contraparte; quien adquiere la posición corta al recibir dicha prima, estando obligado a entregar o a adquirir el activo subyacente en la fecha de vencimiento estipulada en el contrato. Es importante decir que este tipo de seguros financieros matemáticamente son juegos de suma cero, pues lo que un inversionista gana el otro lo pierde y viceversa.

Los factores de influencia sobre el valor de la prima de las opciones financieras son  $S_t$ : precio del activo subyacente durante el contrato,  $S_T$ : precio del activo subyacente al final del contrato,  $X$ : precio de ejercicio que pactan ambas partes del contrato,  $i$ : tasa de interés libre de riesgo, comúnmente en México la tasa de referencia CETES,  $\sigma$ : volatilidad del activo subyacente y  $T$ : tiempo de término de la vigencia del contrato de la opción financiera.

#### 2.2.4. Portafolio cono

El portafolio cono consiste en tener la posición larga en una opción de compra y en una opción de venta con el mismo precio de ejercicio en ambos casos; este portafolio funciona cuando el inversionista tiene la expectativa de que puede haber cambios drásticos en el precio de cierre del activo subyacente; es decir se espera una alta volatilidad en dicho precio; el portafolio cono funciona de la siguiente manera: si el precio del activo subyacente sube, entonces el inversionista obtiene ganancias con la opción financiera de compra, mientras que si el precio del activo subyacente baja se tiene ganancias con la opción financiera de venta.

En la Gráfica 6 se muestra la gráfica del portafolio cono



### 2.2.5. Portafolio cono corto

El portafolio cono corto consiste en tener la posición corta en una opción financiera de compra y en una opción financiera de venta con el mismo precio de ejercicio en ambos casos; este portafolio funciona cuando el inversionista tiene la expectativa de que puede haber pequeños cambios o poca variabilidad en el precio de cierre del activo subyacente; es decir, se espera una baja volatilidad en dicho precio. En la Gráfica 7, se muestra la gráfica del portafolio cono corto.

Gráfica 7. Representación gráfica del portafolio cono corto

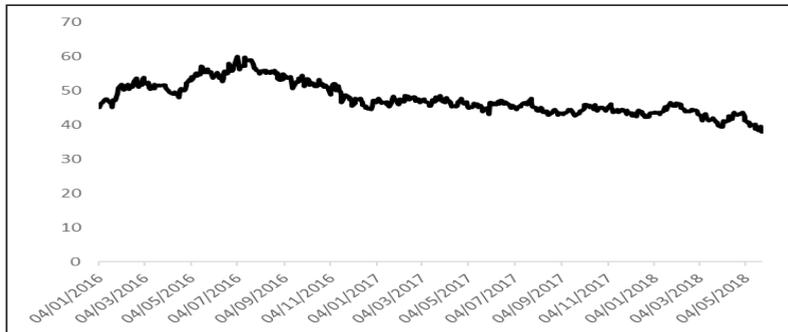


Fuente: elaboración propia en Excel 2016.

## 3. Aplicación y análisis de resultados

Con información histórica diaria en los precios de cierre de las acciones BIMBO y HERDEZ correspondiente a las fechas de 4 de enero de 2016 hasta el 25 de mayo de 2018 (602 observaciones), se analizaron el comportamiento de los precios de cierre, como se muestra en las Gráficas 8 y 9.

Gráfica 8. Comportamiento histórico de los precios de cierre de BIMBO



Fuente: elaboración propia en Excel 2016.



Tabla 1: Pronósticos y precios reales para BIMBO

Fecha	Precio Real (PR)	Pronostico 1	Pronostico 2
28/05/2018	37.9000	43.5070	38.0806
29/05/2018	37.3200	43.5007	38.2291
30/05/2018	37.8500	43.4977	38.3819
31/05/2018	38.0600	43.4883	38.3248
01/06/2018	37.3500	43.4749	38.2804
04/06/2018	36.2800	43.4613	38.2556
05/06/2018	36.7500	43.4457	38.2560
06/06/2018	36.2200	43.4288	38.2504
07/06/2018	35.0700	43.4190	38.2402
08/06/2018	35.7300	43.4342	38.2276
11/06/2018	36.6800	43.4152	38.2165
12/06/2018	36.6600	43.3947	38.2061
13/06/2018	36.5300	43.3650	38.1959
14/06/2018	36.7300	43.3504	38.1853
15/06/2018	36.8700	43.3583	38.1747
18/06/2018	37.1100	43.3646	38.1641
19/06/2018	37.0000	43.3434	38.1536
20/06/2018	37.0300	43.3661	38.1430
21/06/2018	36.7800	43.2859	38.1325
22/06/2018	37.2200	43.2952	38.1219
25/06/2018	37.3100	43.3068	38.1114
26/06/2018	37.2200	43.2903	38.1008
27/06/2018	36.6600	43.2529	38.0903
28/06/2018	37.1200	43.2285	38.0798
29/06/2018	38.6900	43.2327	38.0692
02/07/2018	37.4400	43.2431	38.0587
03/07/2018	37.0700	43.4323	38.0418
04/07/2018	37.9200	43.2017	38.0377
05/07/2018	39.7600	43.1779	38.0271
06/07/2018	40.3100	43.1731	38.0166

Fuente: elaboración propia en Excel 2016.

.La información reflejada en la Tabla 1 guía al inversionista a la construcción de sus portafolios cono o cono corto de alta o baja volatilidad respectivamente para BIMBO.

Tabla 2: Portafolios adecuados para BIMBO mediante los pronósticos 1 (P1) y pronóstico 2 (P2)

Fecha	PR	P1	P2	P1 Figura	P2 Figura
28/05/2018	37.9000	43.5070	38.0806	cono	cono corto*
29/05/2018	37.3200	43.5007	38.2291	cono*	cono corto
30/05/2018	37.8500	43.4977	38.3819	cono	cono corto*
31/05/2018	38.0600	43.4883	38.3248	cono	cono corto*
01/06/2018	37.3500	43.4749	38.2804	cono	cono corto*
04/06/2018	36.2800	43.4613	38.2556	cono*	cono corto
05/06/2018	36.7500	43.4457	38.2560	cono*	cono corto
06/06/2018	36.2200	43.4288	38.2504	cono*	cono corto
07/06/2018	35.0700	43.4190	38.2402	cono*	cono corto
08/06/2018	35.7300	43.4342	38.2276	cono*	cono corto
11/06/2018	36.6800	43.4152	38.2165	cono	cono corto*
12/06/2018	36.6600	43.3947	38.2061	cono	cono corto*
13/06/2018	36.5300	43.3650	38.1959	cono	cono corto*
14/06/2018	36.7300	43.3504	38.1853	cono	cono corto*
15/06/2018	36.8700	43.3583	38.1747	cono	cono corto*
18/06/2018	37.1100	43.3646	38.1641	cono	cono corto*
19/06/2018	37.0000	43.3434	38.1536	cono	cono corto*
20/06/2018	37.0300	43.3661	38.1430	cono	cono corto*
21/06/2018	36.7800	43.2859	38.1325	cono	cono corto*
22/06/2018	37.2200	43.2952	38.1219	cono	cono corto*
25/06/2018	37.3100	43.3068	38.1114	cono	cono corto*
26/06/2018	37.2200	43.2903	38.1008	cono	cono corto*
27/06/2018	36.6600	43.2529	38.0903	cono	cono corto*
28/06/2018	37.1200	43.2285	38.0798	cono	cono corto*
29/06/2018	38.6900	43.2327	38.0692	cono	cono corto*

Continúa

02/07/2018	37.4400	43.2431	38.0587	cono	cono corto*
03/07/2018	37.0700	43.4323	38.0418	cono	cono corto*
04/07/2018	37.9200	43.2017	38.0377	cono	cono corto*
05/07/2018	39.7600	43.1779	38.0271	cono	cono corto*
06/07/2018	40.3100	43.1731	38.0166	cono*	cono corto

Fuente: elaboración propia en Excel 2016.

\* Indica el portafolio adecuado con base en el pronóstico

La información reflejada en la Tabla 2 considera que para obtener ganancias es adecuado invertir en 7 portafolios cono y 23 portafolios cono corto.

Tabla 3: Pronósticos y precios reales para HERDEZ

Fecha	Precio Real (PR)	Pronostico 1(P1)	Pronostico 2(P2)
28/05/2018	39.4900	36.1882	40.6358
29/05/2018	39.3000	36.1829	40.7445
30/05/2018	40.4000	36.1775	40.6199
31/05/2018	39.4300	36.1724	40.4974
01/06/2018	39.1800	36.1673	40.3286
04/06/2018	39.5000	36.1621	40.3625
05/06/2018	37.5500	36.1564	40.4341
06/06/2018	37.3700	36.1505	40.6075
07/06/2018	37.5200	36.1454	40.6268
08/06/2018	38.5600	36.1409	40.5973
11/06/2018	39.2000	36.1367	40.4249
12/06/2018	39.7000	36.1320	40.3483
13/06/2018	38.9600	36.1267	40.3062
14/06/2018	39.0500	36.1213	40.4269
15/06/2018	39.8500	36.1163	40.5086
18/06/2018	39.3000	36.1115	40.5878

Continúa

19/06/2018	39.1100	36.1064	40.5055
20/06/2018	39.8700	36.1012	40.4193
21/06/2018	39.7000	36.0958	40.2962
22/06/2018	41.3400	36.0903	40.3116
25/06/2018	40.5600	36.0847	40.3562
26/06/2018	40.6300	36.0791	40.4758
27/06/2018	41.1400	36.0741	40.4925
28/06/2018	40.9800	36.0696	40.4747
29/06/2018	41.8600	36.0651	40.3544
02/07/2018	39.9700	36.0602	40.2957
03/07/2018	39.9400	36.0548	40.2597
04/07/2018	39.9900	36.0495	40.3384
05/07/2018	42.6000	36.0447	40.3944
06/07/2018	43.5400	36.0402	40.4514

Fuente: elaboración propia en Excel 2016.

La información reflejada en la Tabla 3 guía al inversionista a la construcción de sus portafolios cono o cono corto de alta o baja volatilidad respectivamente para HERDEZ.

Tabla 4: Portafolios adecuados para HERDEZ mediante los pronósticos 1 (P1) y pronóstico 2 (P2)

Fecha	PR	P1	P2	P1 Figura	P2 Figura
28/05/2018	39.4900	36.1882	40.6358	cono*	cono corto
29/05/2018	39.3000	36.1829	40.7445	cono*	cono corto
30/05/2018	40.4000	36.1775	40.6199	cono	cono corto*
31/05/2018	39.4300	36.1724	40.4974	cono	cono corto*
01/06/2018	39.1800	36.1673	40.3286	cono*	cono corto
04/06/2018	39.5000	36.1621	40.3625	cono	cono corto*
05/06/2018	37.5500	36.1564	40.4341	cono*	cono corto
06/06/2018	37.3700	36.1505	40.6075	cono*	cono corto

Continúa

07/06/2018	37.5200	36.1454	40.6268	cono*	cono corto
08/06/2018	38.5600	36.1409	40.5973	cono*	cono corto
11/06/2018	39.2000	36.1367	40.4249	cono	cono corto*
12/06/2018	39.7000	36.1320	40.3483	cono	cono corto*
13/06/2018	38.9600	36.1267	40.3062	cono	cono corto*
14/06/2018	39.0500	36.1213	40.4269	cono	cono corto*
15/06/2018	39.8500	36.1163	40.5086	cono	cono corto*
18/06/2018	39.3000	36.1115	40.5878	cono	cono corto*
19/06/2018	39.1100	36.1064	40.5055	cono	cono corto*
20/06/2018	39.8700	36.1012	40.4193	cono	cono corto*
21/06/2018	39.7000	36.0958	40.2962	cono	cono corto*
22/06/2018	41.3400	36.0903	40.3116	cono	cono corto*
25/06/2018	40.5600	36.0847	40.3562	cono	cono corto*
26/06/2018	40.6300	36.0791	40.4758	cono	cono corto*
27/06/2018	41.1400	36.0741	40.4925	cono	cono corto*
28/06/2018	40.9800	36.0696	40.4747	cono	cono corto*
29/06/2018	41.8600	36.0651	40.3544	cono	cono corto*
02/07/2018	39.9700	36.0602	40.2957	cono	cono corto*
03/07/2018	39.9400	36.0548	40.2597	cono	cono corto*
04/07/2018	39.9900	36.0495	40.3384	cono	cono corto*
05/07/2018	42.6000	36.0447	40.3944	cono	cono corto*
06/07/2018	43.5400	36.0402	40.4514	cono*	cono corto

Fuente: elaboración propia en Excel 2016.

La información reflejada en la Tabla 4 considera que para obtener ganancias es adecuado invertir en 8 portafolios cono y 22 portafolios cono corto.

## Conclusiones e implicaciones

La implementación de herramientas econométricas es de gran ayuda en la toma de decisiones del inversionista para conocer el comportamiento futuro de las acciones de los precios de cierre de BIMBO y HERDEZ, el contrastar dos pronósticos realizados de manera distinta permite ver la eficiencia de cada uno.

Al crear diversos modelos ARIMA se pudo obtener los resultados adecuados en la selección del portafolio con opciones financieras de baja volatilidad (cono corto), donde se tenía la expectativa de pequeños cambios en el precio del subyacente con la información proporcionada en el modelo econométrico usado para el pronóstico 2, y de alta volatilidad (cono) con expectativa de grandes cambios en el precio del subyacente mediante el pronóstico 1.

En el análisis realizado en ambos casos tanto para BIMBO como para HERDEZ el pronóstico con el que se obtuvieron mejores resultados fue el pronóstico 2.

Se resalta que para BIMBO el segundo pronóstico fue muy cercano a los precios de cierre reales para periodicidades de: 1 a 5, 20, 21, 22 y de 24 a 28 días, pues se tiene una variación absoluta menor a la unidad. Es decir, se observa un mejor comportamiento de dicho modelo en los periodos de tiempo iniciales y finales a los 30 días.

Mientras que para HERDEZ el segundo pronóstico también se acercó bastante a sus precios de cierre en las periodicidades de: 3, 6, 12, 15, 18, 19, del 21 al 24 y de 26 a 28 días. Se observa un mejor comportamiento del modelo en los periodos de tiempo finales cercanos a los 30 días.

Por lo anterior, el objetivo y la hipótesis de este trabajo de investigación se cumplen, ya que al pronosticar los precios de las acciones del sector alimentos BIMBO y HERDEZ con herramientas econométricas fue de utilidad para la adecuada toma de decisión del inversionista en la selección de portafolios según el comportamiento de la volatilidad del activo subyacente; las ganancias mediante los portafolios fueron obtenidas. Las mejores ganancias reales en el caso de BIMBO fue en el portafolio cono corto con periodicidad de 28 días, pues el precio de cierre del activo subyacente al final del día 28 es casi igual al precio de ejercicio pactado al inicio del contrato, esta ganancia por cada portafolio cono corto equivale a \$2.1674 mientras que para HERDEZ lo fue para el portafolio cono corto con periodicidad de 21 días, pues el precio de cierre del activo subyacente al final del día 21 es casi igual al precio de ejercicio pactado al inicio del contrato, esta ganancia por cada portafolio cono corto equivale a \$2.4533. En Olivares (2015) se muestran ganancias en opciones financieras sobre acciones mexicanas mediante estrategias con derivados del tipo cono. También en Olivares y Medina (2021) mediante el uso de otro tipo de estrategias de volatilidad se obtienen resultados satisfactorios para algunas acciones mexicanas del MexDer, por lo que los resultados son consistentes con estas investigaciones.

Para futuras investigaciones se pueden replicar estos modelos de manera dinámica donde cambie la volatilidad a lo largo del tiempo, o bien el uso de ventanas rodantes con el uso de la teoría de cópulas aplicada a los portafolios con opciones financieras.

## Referencias bibliográficas

- Belaire, B. F. (2004). "Estrategias especulativas óptimas con opciones". *Revista Española De Financiación y Contabilidad*, vol. 33, núm. 120, pp. 161-203.
- Black, F., y Scholes, M. (1973). "The Pricing of Options and Corporate Liabilities". *Journal of Political Economy*, vol. 81, núm. 3, pp. 637-654.
- Brida, J. G., Gómez, D. M. y Risso, W. A. (2009). "Estructura jerárquica y dinámica en los mercados cambiarios latinoamericanos". *Investigación Económica*, vol. 68, núm. 267, pp. 115-146.
- Box, G. y Jenkins G. (1970). *Time Series Analysis: Forecasting and Control*. San Francisco, Holden Day.
- Cont, R. (2001). "Empirical Properties of Asset Returns: Stylized facts and statistical Issues". *Quantitative Finance*, vol. 1, núm. 1, pp. 223-236.
- Cox, J. (1975). "Notes on Option Pricing I: Constant Elasticity of Variance Diffusions". *Working Paper*, Stanford University.
- Christoffersen, P., Elkamhi, R., Feunou, B. y Jacobs K. (2010). "Option Valuation with Conditional Heteroskedasticity and Non-Normality". *Review of Financial Studies*, vol. 23, núm. 5, pp. 2139-2183.
- Espinoza, C., Gorigoitia, J. y Maquieira, C. (2013). "Comportamiento no lineal en series de productos primarios". *El Trimestre Económico*, vol. 80, núm. 1, pp. 143-168.
- Hao, J. y Zhang, J. (2013). "GARCH Option Pricing Models, the CBOE VIX, and Variance Risk Premium". *Journal of Financial Econometrics*, vol. 11, núm. 3, pp. 556-580.
- Iturriaga, F. (2006). "Restricciones financieras e inversión en activo fijo: un análisis multivariante". *Revista Española De Financiación y Contabilidad*, vol. 35, núm. 129, pp. 411-436.
- Mandelbrot, B. (1963). "The Variation of Certain Speculative Prices". *The Journal of Business*, vol. 36, núm. 4, pp. 394-419.
- Marcelo, J. y Quirós, J. (2005). "Análisis de los efectos de las correlaciones bursátiles en la composición de carteras óptimas". *Revista Española De Financiación y Contabilidad*, vol. 34, núm. 126, pp. 689-708.

- Martínez, F., Zermeño, M. y Preciado, V. (2009). “Desregulación financiera, desarrollo del sistema financiero y crecimiento económico en México: efectos de largo plazo y causalidad”. *Estudios Económicos*, vol. 24, núm. 8, pp. 249–283.
- McMillan, L. (2002). *Options as a Strategic Investment* (4a. ed.). Prentice Hall.
- Mendez, M. (2019). “Portafolios ‘cono’ y ‘cono corto’ con opciones financieras sobre las acciones BIMBOA y HERDEZ de la Bolsa Mexicana de Valores (BMV). Un análisis por series de tiempo en el periodo 2016-2018”. Tesis de Licenciatura en Actuaría. Unidad Académica Profesional Huehuetoca. Universidad Autónoma del Estado de México, México.
- Merton, R. (1973). “Theory of Rational Option Pricing”. *Bell Journal of Economics and Management Science*, vol. 4, núm. 1, pp. 141-183.
- Montoya, J., Aguilar, M. y González, N. (1992). “La eficiencia del mercado accionario en México”. *El Trimestre Económico*, vol. 59, núm. 2, pp. 339–371.
- Olivares, H. A., Ortiz, A. y Bucio, C. (2015). “Escenarios Monte Carlo para estrategias con expectativas de baja volatilidad cambiante mediante opciones europeas de compra y venta”. *Estocástica: Finanzas y Riesgo*, vol. 5, núm. 1, pp. 65-94.
- Olivares, H. A., Ortiz A. y López F. (2016). “Generación de estrategias de coberturas con opciones europeas y simulación Monte Carlo con modelos GARCH-M”. En Martínez Preece, Marissa del Rosario, Carlos Zubietta Badillo, Francisco López-Herrera y Francisco Venegas-Martínez (coord). *Administración de riesgos, Volumen VI*. Universidad Autónoma Metropolitana-Azcapotzalco: México. pp. 97-129.
- Olivares, H. A. y Medina, A. (2021). “Mejores estrategias de cobertura en acciones del MexDer durante el primer año de la COVID-19”. *Análisis Económico*, XXXVI, núm. 92, pp. 127-144. <https://doi.org/10.24275/uam/azc/dcsh/ae/2021v36n92/Olivares>
- Parisi F. y Guerrero C. (2003). “Modelos predictivos de redes neuronales en índices bursátiles”. *El Trimestre Económico*, vol. 70, núm. 4, pp. 721–744.
- Parisi, A., Parisi, F. y Cornejo, E. (2004). “Algoritmos genéticos y modelos multivariados recursivos en la predicción de índices bursátiles de América del Norte: IPC, TSE, NASDAQ y DJI”. *El Trimestre Económico*, vol. 71, núm. 4, pp. 789–809.
- Pérez, J. (2002). “¿Ha variado en el tiempo la remuneración del riesgo en el mercado bursátil español?” *Revista Española De Financiación y Contabilidad*, vol. 31, núm. 113, pp. 833–859.

- Pincheira, P., y García, Á. (2012). "En busca de un buen marco de referencia predictivo para la inflación en Chile". *El Trimestre Económico*, vol. 79, núm. 1, pp. 85–123.
- Pindyck R., y Rubinfeld D. (2001). "Introducción al Modelo de Regresión". *Econometría modelos y pronósticos*, (4a. ed.), Limusa.
- Ríos, V., Zaldívar, M., y Ventosa, D. (2011). "Paradoja feldstein-horioka: El caso de México (1950-2007)". *Estudios Económicos*, vol. 26, núm. 52, pp. 293–313.
- Romero, P. (2004). "Transmisión de la volatilidad a lo largo de la estructura temporal de SWAPS: Evidencia Internacional". *Revista Española De Financiación y Contabilidad*, vol. 33, núm. 123, pp. 873–898.
- San-Martín, N., y Rodríguez A. (2011). "La imprevisibilidad de las crisis: un análisis empírico sobre los índices de riesgo país". *Innovar: Revista De Ciencias Administrativas y Sociales*, vol. 21, núm. 39, pp. 161–178.
- Soto, R. (2002). "Ajuste estacional e integración en variables macroeconómicas". *Cuadernos De Economía*, vol. 39, núm. 116, pp. 135–155.
- Uribe, J., Jiménez, D., y Fernández, J. (2015). "Regímenes de volatilidad del tipo de cambio en Colombia e intervenciones de política". *Investigación Económica*, vol. 74, núm. 293, pp. 131–170.
- Venegas F. (2008). *Riesgos financieros y económicos, productos derivados y decisiones económicas bajo incertidumbre*. (2da.ed.), Cengage Learning, México.

## Anexo 1.

### Análisis estadístico de las series BIMBO y HERDEZ

En la Imagen A 1.1 se observan los  $p\text{-value} < 0.05$ , por lo que la serie es estacionaria rechazando la hipótesis de presencia de raíz unitaria. También se observa que Durbin-Watson es de 1.99, valor muy cercano a 2 lo que nos indica que no existe autocorrelación.

### Imagen A 1.1. Comparación del Test Dickey-Fuller de la serie de tiempo suavizada para BIMBO

#### Con intercepto

Null Hypothesis: D(LBIMBOA) has a unit root Exogenous: Constant Lag Length: 2 (Automatic - based on SIC, maxlag=18)				
			t-Statistic	Prob.*
<hr/>				
Augmented Dickey-Fuller test statistic			-17.40594	0.0000
Test critical values:	1% level		-3.441056	
	5% level		-2.866155	
	10% level		-2.569286	
<hr/>				
*Mackinnon (1996) one-sided p-values.				
<hr/>				
Augmented Dickey-Fuller Test Equation Dependent Variable: D(LBIMBOA,2) Method: Least Squares Date: 10/25/18 Time: 15:15 Sample (adjusted): 1/08/2016 5/25/2018 Included observations: 598 after adjustments				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
D(LBIMBOA(-1))	-1.330413	0.076434	-17.40594	0.0000
D(LBIMBOA(-1),2)	0.237484	0.060030	3.956052	0.0001
D(LBIMBOA(-2),2)	0.135114	0.040818	3.311016	0.0010
C	-0.000406	0.000606	-0.669546	0.5034
R-squared	0.546767	Mean dependent var	-6.94E-05	
Adjusted R-squared	0.544478	S.D. dependent var	0.021955	
S.E. of regression	0.014818	Akaike info criterion	-5.579286	
Sum squared resid	0.130426	Schwarz criterion	-5.549898	
Log likelihood	1672.207	Hannan-Quinn criter.	-5.567844	
F-statistic	238.8616	Durbin-Watson stat	1.991758	
Prob(F-statistic)	0.000000			

#### Con intercepto y tendencia

Null Hypothesis: D(BIMBOA) has a unit root Exogenous: Constant Lag Length: 2 (Automatic - based on SIC, maxlag=18)				
			t-Statistic	Prob.*
<hr/>				
Augmented Dickey-Fuller test statistic			-17.60649	0.0000
Test critical values:	1% level		-3.441056	
	5% level		-2.866155	
	10% level		-2.569286	
<hr/>				
*Mackinnon (1996) one-sided p-values.				
<hr/>				
Augmented Dickey-Fuller Test Equation Dependent Variable: D(BIMBOA,2) Method: Least Squares Date: 10/25/18 Time: 13:40 Sample (adjusted): 1/08/2016 5/25/2018 Included observations: 598 after adjustments				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
D(BIMBOA(-1))	-1.340874	0.076158	-17.60649	0.0000
D(BIMBOA(-1),2)	0.251334	0.059685	4.211029	0.0000
D(BIMBOA(-2),2)	0.141034	0.040711	3.464252	0.0006
C	-0.017164	0.029258	-0.586646	0.5577
R-squared	0.546612	Mean dependent var	-0.002742	
Adjusted R-squared	0.544322	S.D. dependent var	1.059542	
S.E. of regression	0.014818	Akaike info criterion	2.174249	
Sum squared resid	303.8653	Schwarz criterion	2.203637	

#### Sin intercepto ni tendencia

Null Hypothesis: D(LBIMBOA) has a unit root Exogenous: Constant, Linear Trend Lag Length: 2 (Automatic - based on SIC, maxlag=18)				
			t-Statistic	Prob.*
<hr/>				
Augmented Dickey-Fuller test statistic			-17.49837	0.0000
Test critical values:	1% level		-3.973475	
	5% level		-3.417351	
	10% level		-3.131077	
<hr/>				
*Mackinnon (1996) one-sided p-values.				
<hr/>				
Augmented Dickey-Fuller Test Equation Dependent Variable: D(LBIMBOA,2) Method: Least Squares Date: 10/25/18 Time: 15:19 Sample (adjusted): 1/08/2016 5/25/2018 Included observations: 598 after adjustments				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
D(LBIMBOA(-1))	-1.340468	0.076605	-17.49837	0.0000
D(LBIMBOA(-1),2)	0.244262	0.060110	4.063608	0.0001
D(LBIMBOA(-2),2)	0.138651	0.040829	3.395866	0.0007
C	0.001269	0.001223	1.037408	0.3000
@TREND("1/04/2016")	-5.54E-06	3.52E-06	-1.575946	0.1156
R-squared	0.548658	Mean dependent var	-6.94E-05	
Adjusted R-squared	0.545613	S.D. dependent var	0.021955	
S.E. of regression	0.014799	Akaike info criterion	-5.580121	
Sum squared resid	0.129882	Schwarz criterion	-5.543385	
Log likelihood	1673.456	Hannan-Quinn criter.	-5.565819	
F-statistic	180.2146	Durbin-Watson stat	1.993641	
Prob(F-statistic)	0.000000			

Fuente: elaboración propia en Eviews10.

Imagen A1.2. Correlograma de la serie de tiempo suavizada para BIMBO

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 -0.072	-0.072	3.1662	0.075
		2 -0.084	-0.089	7.4011	0.025
		3 -0.119	-0.133	15.922	0.001
		4 0.029	0.000	16.432	0.002
		5 -0.017	-0.039	16.616	0.005
		6 0.049	0.032	18.095	0.006
		7 -0.046	-0.042	19.383	0.007
		8 -0.071	-0.080	22.477	0.004
		9 0.055	0.046	24.332	0.004
		10 -0.020	-0.040	24.569	0.006
		11 0.046	0.038	25.875	0.007
		12 0.015	0.028	26.010	0.011
		13 -0.020	-0.019	26.262	0.016
		14 0.005	0.026	26.278	0.024
		15 0.033	0.024	26.946	0.029
		16 0.023	0.032	27.282	0.038
		17 -0.017	0.002	27.451	0.052
		18 -0.031	-0.028	28.040	0.061
		19 0.001	0.015	28.041	0.083
		20 0.047	0.038	29.408	0.080
		21 -0.065	-0.068	32.040	0.058
		22 -0.017	-0.015	32.227	0.074
		23 0.014	0.009	32.354	0.093
		24 -0.034	-0.052	33.074	0.103
		25 0.064	0.058	35.660	0.077
		26 0.002	-0.007	35.661	0.098
		27 -0.039	-0.033	36.630	0.102
		28 -0.074	-0.067	40.110	0.065
		29 0.087	0.053	44.885	0.030
		30 -0.096	-0.098	50.729	0.010
		31 0.011	-0.022	50.813	0.014
		32 0.015	0.016	50.955	0.018
		33 0.014	0.007	51.072	0.023
		34 0.032	0.038	51.723	0.026

Fuente: elaboración propia en Eviews10.

En la Imagen A1.2. se aprecia que la serie suavizada para BIMBO, además de ser estacionaria cumple con ser homocedastica.

Imagen A1.3 Comparación del Test Dickey-Fuller en primera diferencia de la serie de tiempo suavizada HERDEZ

Con intercepto

Null Hypothesis: D(LHERDEZ) has a unit root				
Exogenous: Constant				
Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=18)				
	t-Statistic		Prob.*	
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-26.33641		0.0000	
Test critical values:				
1% level	-3.441019			
5% level	-2.866139			
10% level	-2.569278			
*Mackinnon (1996) one-sided p-values.				
Augmented Dickey-Fuller Test Equation				
Dependent Variable: D(LHERDEZ.2)				
Method: Least Squares				
Date: 10/27/18 Time: 14:57				
Sample (adjusted): 1/06/2016 5/25/2018				
Included observations: 600 after adjustments				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
D(LHERDEZ(-1))	-1.073808	0.040773	-26.33641	0.0000
C	-0.000165	0.000633	-0.259996	0.7950
R-squared	0.537011	Mean dependent var	1.14E-05	
Adjusted R-squared	0.536236	S.D. dependent var	0.022767	
S.E. of regression	0.015504	Akaike info criterion	-5.492094	
Sum squared resid	0.143746	Schwarz criterion	-5.477438	
Log likelihood	1549.628	Hannan-Quinn criter.	-5.486389	
F-statistic	693.6063	Durbin-Watson stat	2.003456	
Prob(F-statistic)	0.000000			

Con intercepto y tendencia

Null Hypothesis: D(LHERDEZ) has a unit root				
Exogenous: Constant, Linear Trend				
Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=18)				
	t-Statistic		Prob.*	
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-26.31728		0.0000	
Test critical values:				
1% level	-3.973423			
5% level	-3.417326			
10% level	-3.131062			
*Mackinnon (1996) one-sided p-values.				
Augmented Dickey-Fuller Test Equation				
Dependent Variable: D(LHERDEZ.2)				
Method: Least Squares				
Date: 10/27/18 Time: 14:58				
Sample (adjusted): 1/06/2016 5/25/2018				
Included observations: 600 after adjustments				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
D(LHERDEZ(-1))	-1.073936	0.040807	-26.31728	0.0000
C	-0.000459	0.001272	-0.361114	0.7181
@TREND("1/04/2016")	9.77E-07	3.66E-06	0.267219	0.7894
R-squared	0.537066	Mean dependent var	1.14E-05	
Adjusted R-squared	0.535515	S.D. dependent var	0.022767	
S.E. of regression	0.015516	Akaike info criterion	-5.488881	
Sum squared resid	0.143729	Schwarz criterion	-5.468896	
Log likelihood	1649.664	Hannan-Quinn criter.	-5.480322	
F-statistic	346.3003	Durbin-Watson stat	2.003445	
Prob(F-statistic)	0.000000			

Sin intercepto ni tendencia

Null Hypothesis: D(LHERDEZ) has a unit root				
Exogenous: None				
Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=18)				
			t-Statistic	Prob.*
<b>Augmented Dickey-Fuller test statistic</b>				
Test critical values:			1% level	-2.568822
			5% level	-1.941352
			10% level	-1.616344
*Mackinnon (1996) one-sided p-values.				
Augmented Dickey-Fuller Test Equation				
Dependent Variable: D(LHERDEZ,2)				
Method: Least Squares				
Date: 10/27/18 Time: 14:59				
Sample (adjusted): 1/06/2016 5/25/2018				
Included observations: 600 after adjustments				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
D(LHERDEZ(-1))	-1.073696	0.040739	-26.35565	0.0000
R-squared	0.536958	Mean dependent var		1.14E-05
Adjusted R-squared	0.536958	S.D. dependent var		0.022767
S.E. of regression	0.015492	Akaike info criterion		-5.495315
Sum squared resid	0.143762	Schwarz criterion		-5.487986
Log likelihood	1649.594	Hannan-Quinn criter.		-5.492462
Durbin-Watson stat	2.003449			

Fuente: elaboración propia en Eviews10.

En la Imagen A 1.3 se observan los  $p\text{-value} < 0.05$ , por lo que la serie es estacionaria rechazando la hipótesis de presencia de raíz unitaria. También se observa que Durbin-Watson es de 2.0034 por lo que no hay autocorrelación además varía un poco en cada escenario, pero todos ellos son aceptables.

Imagen A1.4 Correlograma de la serie de tiempo suavizada HERDEZ

Autocorrelacion	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
1		-0.074	-0.074	3.2904	0.070
2		-0.016	-0.021	3.4418	0.179
3		-0.006	-0.009	3.4646	0.325
4		-0.005	-0.006	3.4773	0.481
5		0.009	0.008	3.5228	0.620
6		-0.006	-0.005	3.5436	0.738
7		-0.006	-0.007	3.5684	0.828
8		-0.007	-0.008	3.6011	0.891
9		0.053	0.052	5.3432	0.803
10		-0.006	0.001	5.3689	0.865
11		0.027	0.029	5.8334	0.884
12		-0.033	-0.029	6.5168	0.888
13		0.018	0.015	6.7127	0.916
14		-0.121	-0.122	15.753	0.329
15		-0.004	-0.021	15.761	0.398
16		-0.024	-0.032	16.122	0.444
17		0.006	0.002	16.145	0.514
18		0.039	0.035	17.098	0.516
19		0.015	0.024	17.237	0.574
20		-0.043	-0.044	18.379	0.562
21		-0.011	-0.014	18.459	0.620
22		-0.010	-0.019	18.526	0.674
23		0.012	0.024	18.622	0.723
24		-0.007	-0.006	18.650	0.770
25		0.000	0.013	18.650	0.814
26		0.053	0.048	20.438	0.770
27		0.002	0.010	20.441	0.812
28		0.021	0.004	20.720	0.837
29		-0.030	-0.028	21.298	0.848
30		0.035	0.028	22.097	0.850
31		-0.041	-0.035	23.174	0.843
32		-0.017	-0.017	23.357	0.867
33		0.061	0.067	25.757	0.811
34		-0.018	-0.018	25.959	0.837

Fuente: elaboración propia en Eviews10.

En la Imagen A1.4 se aprecia que la serie suavizada para HERDEZ además de ser estacionaria cumple con ser homocedástica.

Tabla A 1. Resultados de la prueba Kolmogorov-Smirnov (KS) con distribución gaussiana

Residuales	D	D <sub>0.90</sub>	D <sub>0.95</sub>	D <sub>0.99</sub>	Resultado
<b>BIMBO Pronóstico1</b>	0.02985	0.0333741	0.0364711	0.0421761	No rechazar H <sub>0</sub>
<b>BIMBO Pronóstico2</b>	0.03115	0.0333741	0.0364711	0.0421761	No rechazar H <sub>0</sub>
<b>HERDEZ Pronóstico1</b>	0.03069	0.0333741	0.0364711	0.0421761	No rechazar H <sub>0</sub>
<b>HERDEZ Pronóstico2</b>	0.03216	0.0333741	0.0364711	0.0421761	No rechazar H <sub>0</sub>

Fuente: elaboración propia en Excel 2016.

**Anexo 2.****Demostración de rendimientos con distribución gaussiana**

Sea  $S_t = e^{\mu t + \sigma W_t}$  Solución de la ecuación diferencial estocástica.

Tal que la ecuación diferencial estocástica es:

$$dS_t = \mu S_t dt + \sigma S_t dW_t$$

Aplicando la serie de Taylor para dos variables

$$\begin{aligned} df(S_t, t) &= \frac{\partial f(\cdot)}{1! \partial S_t} dS_t + \frac{\partial f(\cdot)}{1! \partial t} dt + \frac{\partial^2 f(\cdot)}{2! \partial S_t^2} (dS_t)^2 + \frac{\partial^2 f(\cdot)}{2! \partial t^2} (dt)^2 + \\ &\quad \frac{\partial^2 f(\cdot)}{2! \partial S_t \partial t} (dS_t dt) + \frac{\partial^2 f(\cdot)}{2! \partial t \partial S_t} (dt dS_t) + \dots \\ &= \frac{\partial f(\cdot)}{\partial S_t} (\mu S_t dt + \sigma S_t dW_t) + \frac{\partial f(\cdot)}{\partial t} dt + \frac{\partial^2 f(\cdot)}{2! \partial S_t^2} (\mu S_t dt + \sigma S_t dW_t)^2 + \\ &\quad \frac{\partial^2 f(\cdot)}{2! \partial t^2} (dt)^2 + \frac{2 \partial^2 f(\cdot)}{2 \partial S_t \partial t} (\mu S_t dt + \sigma S_t dW_t) dt + \dots \\ &= \frac{\partial f(\cdot)}{\partial S_t} (\mu S_t dt + \sigma S_t dW_t) + \frac{\partial f(\cdot)}{\partial t} dt + \frac{\partial^2 f(\cdot)}{2! \partial S_t^2} [\mu^2 S_t^2 (dt)^2 + \\ &\quad 2 \mu S_t \sigma S_t dt dW_t + \sigma^2 S_t^2 (dW_t)^2] + \frac{\partial^2 f(\cdot)}{2! \partial t^2} (dt)^2 + \\ &\quad \frac{\partial^2 f(\cdot)}{\partial S_t \partial t} (\mu S_t dt + \sigma S_t dW_t) dt + \dots \\ df(S_t, t) &= \frac{\partial f(\cdot)}{\partial S_t} (\mu S_t dt + \sigma S_t dW_t) + \frac{\partial f(\cdot)}{\partial t} dt + \\ &\quad \frac{\partial^2 f(\cdot)}{2! \partial S_t^2} \sigma^2 S_t^2 dt \quad \text{Lema de Itô} \end{aligned}$$

Determina la dinámica de variables aleatorias que tienen una componente estocástica que involucra el movimiento Browniano.

Sea  $f(S_t, t) = \ln(S_t)$

$$\begin{aligned}\Rightarrow df(S_t, t) &= \frac{1}{S_t} (\mu S_t dt + \sigma S_t dW_t) - \frac{1}{2! S_t^2} \sigma^2 S_t^2 dt \\ &= \mu dt + \sigma dW_t - \frac{\sigma^2}{2} dt = \left( \mu - \frac{\sigma^2}{2} \right) dt + \sigma dW_t\end{aligned}$$

# Volatilidad de los rendimientos de los sectores bursátiles mexicanos durante las crisis ocurridas entre 1998 y 2021

## Volatility of the Returns of the Mexican Stock Market Sectors during the Crises that Occurred between 1998 and 2021

---

Jovita Vite de la Cruz\*

Francisco López-Herrera\*\*

José Antonio Morales Castro\*\*\*

(Fecha de recepción: 3 de noviembre de 2021. Fecha de aceptación: 8 de diciembre de 2021)

### RESUMEN

Para entender el riesgo bursátil durante las crisis financieras internacionales de 1998 a 2021, se analizó la volatilidad variante de los siete índices sectoriales de la Bolsa Mexicana de Valores de 1998 a 2021 mediante el modelo de heteroscedasticidad condicional auto regresiva asimétrica (GJR-GARCH). Los resultados fueron acordes con las hipótesis de trabajo pues se encontró que las principales crisis internacionales tuvieron efectos diferenciados. En la crisis rusa de 1998 el sector industrial tuvo el mayor riesgo; en las crisis latinoamericanas de 2000 a 2002 y la *dot-com*, los sectores salud, servicios financieros y telecomunicaciones presentaron los mayores niveles de desviación estándar; de 2004 a 2008 cinco sectores mostraron alta volatilidad, so-

---

\* Programa del Doctorado en Ciencias de la Administración de la Universidad Nacional Autónoma de México, Ciudad de México, México. [jovita\\_vite@hotmail.com](mailto:jovita_vite@hotmail.com). ORCID 0000-0002-6938-2209

\*\* División de Investigación, Facultad de Contaduría y Administración, Universidad Nacional Autónoma de México, Ciudad de México, México. [francisco\\_lopez\\_herrera@yahoo.com.mx](mailto:francisco_lopez_herrera@yahoo.com.mx). ORCID 0000-0003-2626-9246

\*\*\* Sección de Posgrado e Investigación, Escuela Superior de Comercio y Administración, Instituto Politécnico Nacional, Ciudad de México, México. [jmorales@ipn.mx](mailto:jmorales@ipn.mx). ORCID 0000-0001-5676-4745

bresaliendo el sector industrial y durante la reciente crisis de COVID-19 los sectores más riesgosos fueron el industrial, materiales, servicios financieros y telecomunicaciones. El riesgo de todos los índices sectoriales durante la crisis de salud de 2020 ha sido de menor cuantía en comparación con el riesgo que tuvieron durante las crisis de 2008. En lo general, los resultados de esta investigación pueden ser útiles para la diversificación de portafolios de inversión y, de manera más general, para diseñar estrategias de administración de riesgos de esas inversiones. De manera particular sugieren que las crisis mundiales no siempre tienen efectos iguales y que no sólo su origen, sino su naturaleza específica debe formar parte de la agenda de investigación. Clasificación JEL: F36, F65, G01, G11.

**Palabras clave:** Bolsa Mexicana de Valores, riesgo, sectores económicos, volatilidad variante, GJR-GARCH.

#### ABSTRACT

*To understand the stock market risk during the international financial crises from 1998 to 2021, we analyzed the variant volatility of the seven sectoral indexes of the Mexican Stock Exchange from 1998 to 2021 by means of the asymmetric conditional heteroscedasticity model (GJR-GARCH). The results were consistent with our hypothesis since it was found that the main international crises had differential effects. During the Russian crisis of 1998, the industrial sector presented the highest risk; in the course of Latin American crises of 2000 to 2002 and the dot-com, the health, financial services and telecommunications sectors presented the highest levels of standard deviation; from 2004 to 2008 five sectors showed high volatility, with the industrial sector standing out; and during the recent COVID-19 crisis the riskiest sectors were industrials, materials, financial services and telecommunications. The risk of all sector indices during the 2020 health crisis has been lower compared to their risk during the 2008 crises. In a general vein, the results of this research may be useful for diversification of investment portfolios and, more generally, for designing risk management strategies for these investments. In particular, they suggest that global crises do not always have the same effects and that not only their origin, but their specific nature should be part of the research agenda.*

*Classification JEL: F36, F65, G01, G11.*

**Keywords:** Mexican Stock Exchange, risk, economic sectors, time-varying volatility, GJR-GARCH.

## Introducción

Las crisis financieras impactan el comportamiento de los precios de los índices bursátiles, afectando a algunos sectores en mayor cuantía que otros, por ejemplo, en la crisis de los créditos *subprime*, el sector bancario fue el que mayormente tuvo caídas en los precios bursátiles. Como lo ha mostrado la vasta literatura ya publicada, la crisis financiera asociada con el surgimiento y actividades de contención de la pandemia de COVID-19, originó caídas en todos los mercados financieros del mundo.

Debido al confinamiento impuesto por las autoridades sanitarias para enfrentar la crisis de salud, los sectores económicos han visto afectada su actividad económica de diferente manera entre sí. En el caso de México el turismo, la transportación aérea, las industrias manufactureras y las empresas de recreación son ejemplos del cierre total o parcial de actividades. En contraste otras ramas de actividad económica aumentaron sus operaciones, principalmente los negocios de consumo frecuente, orientados a la venta de alimentos, y productos enfocados a la salud.

Partiendo del hecho sabido de que las crisis pueden tener efectos generales negativos, la evidencia de que esos efectos no son exactamente iguales para todas las empresas de una economía nos lleva a plantear la pregunta ¿cómo fue la volatilidad de los índices sectoriales de la Bolsa Mexicana de Valores (BMV) en las crisis financieras mundiales más importantes que han ocurrido durante el periodo de liberalización y globalización financiera de México?

La literatura refiere estudios de algún sector bursátil en específico, por ejemplo, el industrial y el bancario, véase Peñafiel (2021) en la crisis COVID-19, con la finalidad de presentar un análisis más completo se decidió estudiar todos los siete sectores que cotizan en la Bolsa de Valores Mexicana. La evidencia empírica presentada en la literatura demuestra que en cada crisis se ha afectado fuertemente uno o varios sectores económicos en específico, pero no todos con la misma magnitud, véase Martínez (2013), López (2017), Vázquez (2008) y Vázquez (2010), aunque posteriormente el contagio se expande a los demás sectores, pero con menor magnitud, por lo cual se plantea como hipótesis de trabajo que las crisis internacionales impactaron de manera diferenciada los índices bursátiles de México en el periodo 1998 a 2021.

En la sección 1 del presente trabajo se presenta la revisión de literatura relacionada con las crisis financieras cuyos efectos sobre los rendimientos

de los principales sectores bursátiles mexicanos se analizan en la sección 2. Finalmente se presentan las conclusiones.

## 1. Revisión de literatura

### Crisis financieras

Desde finales de la década de 1990 se presentaron grandes crisis originadas en las diferentes regiones del mundo, hasta la crisis económica financiera más grande originada por el COVID-19 en 2020; primero fue la crisis asiática 1997-1998, seguida por la crisis rusa 1998, las crisis latinoamericanas 1998-2002, posteriormente la burbuja puntocom —*Dot com*— 1997-2001, la crisis hipotecaria 2008 y la última crisis provocada por la pandemia de COVID-19, 2020-2021.

### La crisis asiática

La crisis de los países asiáticos 1997-1998 se desencadenó por la presencia de desequilibrios macroeconómicos, la decreciente rentabilidad de la inversión, la elevada deuda externa a corto plazo y el excesivo crecimiento del crédito bancario al sector privado. Lo que desencadenó los desequilibrios acontecidos, por la prematura e indiscriminada liberalización financiera, sin el control de mecanismos de regulación y supervisión del sistema, sumado a la eliminación de barreras en la intermediación financiera. Tailandia devaluó su moneda posterior a la abrupta caída en el mercado de valores de Hong Kong; la cual provocó el derrumbe del índice Dow Jones y éste, el cese de las operaciones en el mercado de cambios de Nueva York, afectando también al mercado de valores europeo. Explica Manrique (1999), que las primeras manifestaciones de la crisis financiera del Sudeste Asiático se presentaron a mediados de 1997 y coinciden con la aguda caída de los precios del petróleo. Desde julio de 1997 sobrevino un efecto domino de devaluaciones, quiebras bancarias e inestabilidad bursátil, precedidas por desequilibrios de balanza de pagos e incrementos en las tasas de interés como apoyo a los tipos de cambio. En México los cambios en las políticas financieras fueron bruscos, asociados por lo general a programas de estabilización de precios en un ambiente de rígidas políticas monetarias. Estos procesos dismantelaron en gran medida los mecanismos de inversión financiera de largo plazo y generaron incertidumbre. Como consecuencia en el corto plazo, tanto en el sector corporativo como en el gobierno, mermaron los niveles de inversión tanto pública como privada, el ritmo de crecimiento del PIB y del empleo.

Martínez (2013) señala que la crisis asiática se desató cuando se conoció la devaluación de la moneda tailandesa. A la cual le sucedieron agresivas devaluaciones en Malasia, Indonesia y Filipinas, repercutiendo también en Taiwán, Hong Kong, Singapur y Corea del Sur. Y se debió a la presencia de desequilibrios macroeconómicos, haciendo alusión a la decreciente rentabilidad de la inversión, la elevada deuda externa a corto plazo y el excesivo crecimiento del crédito bancario al sector privado. Destaca los desequilibrios acontecidos, por la prematura e indiscriminada liberalización financiera, sin el control de mecanismos de regulación y supervisión del sistema, sumado a la eliminación de barreras en la intermediación financiera.

### La crisis rusa

En 1997 los bancos rusos comenzaron a mostrar serias dificultades desde el inicio de la transición de bancos estatales a bancos privados. El sistema bancario tenía regulaciones muy débiles y un alto nivel de desinformación. La mayoría de los bancos mantenían un alto riesgo dado que poseían una baja capitalización. La creciente emisión de deuda pública a corto plazo, el descenso de los precios de las materias primas y pusieron en duda la capacidad de Rusia para pagar los intereses de la deuda y, en consecuencia, el tipo de cambio sufrió reiterados ataques que fueron afrontados con aumentos en las tasas de interés. La devaluación del rublo el 17 de agosto de 1998, marcó el fin de la estabilidad rusa y la necesidad de un nuevo paradigma de estabilización, y de incrementar la recaudación fiscal por parte del Estado. La gravedad de la crisis fue considerable en varios aspectos: en diversos países se hundió la demanda interna, cayó el gasto en inversión fija (excesiva capacidad de las empresas frente a balances desajustados) y aumentó el nivel de desempleo. La crisis de la economía real fue determinada por las secuelas de las burbujas especulativas que afectaron los precios de los activos, que al igual que los precios de los bienes inmobiliarios disminuyeron y, por consiguiente, la rentabilidad de las empresas también cayó, Bracho (2000).

Para González y González (2013) el colapso financiero de Rusia tiene como antecedente las crisis que estallaron en Asia, sin embargo, las causas en Rusia fueron diferentes, el capitalismo ruso dio lugar a una desindustrialización y una degeneración social. En agosto de 1998 anunció una moratoria de pagos de las deudas externas privadas, lo que provocó una severa devaluación y desplome de la bolsa de valores. La caída de todos los instrumentos financieros del país con lo cual se perdieron miles de millones de dólares en inversiones indirectas de nacionales y extranjeros, así como de ahorros que

no estaban asegurados por el banco central. La recuperación de la economía rusa se debió a la recuperación de los precios del petróleo, la demanda generada por auge del consumo estadounidense y la recuperación en el Sudeste Asiático que, en particular, absorbió excedentes de metales industriales de origen ruso.

### Las crisis latinoamericanas 1998-2001

López (2007) describe las similitudes y características propias de los mercados emergentes latinoamericanos durante las crisis financieras, en los casos de Brasil a inicio de 1999 y el desastre financiero neoliberal en Argentina en 2001. Estas crisis fueron el resultado de los efectos desestabilizadores de los flujos internacionales de capital privado, un sistema monetario y financiero sin reglas claras, además que mantenían un tipo de cambio semifijo. Estos países mantenían un sobreconsumo, el crédito al sector privado en la etapa previa a la crisis fue del 31% del PIB, mientras que en Argentina fue del 20.2%. Con las crisis, los procesos de crecimiento económico se interrumpen, provocando caída del empleo y de los salarios reales y, por ende, del consumo y de los niveles de demanda efectiva, induciendo la bancarrota de las corporaciones locales y la reestructuración de los corporativos bancarios privados. El desplazamiento del capital sin control y las altas tasas de interés agudiza la desvalorización de los activos financieros y el sobreendeudamiento, como lo dejan claro los breves colapsos bursátiles acontecidos en mayo de 2006 y marzo de 2007.

### La burbuja punto com 1997-2001

Para Vázquez (2008) la política de la reserva federal de EU para enfrentar la recesión 1990/1991 fue mediante el gasto privado. Por otra parte, con la caída rápida del dólar, la reducción de las tasas de interés y la afluencia de capitales desde Asia, el mercado de valores de EU se disparó y el Dow Jones tuvo incrementos de 27% en 1997. En este contexto floreció la industria de las nuevas tecnologías, surgiendo más y más empresas de la Internet, cuyas cotizaciones en el mercado Nasdaq se elevaban sin parar. Las cotizaciones de las acciones fueron impulsadas directa y conscientemente por las empresas al comprar sus propias acciones. Siendo este uno de los factores del aumento desmedido de los precios de estas acciones causando una burbuja bursátil acompañada de un incremento del consumo de las familias financiado con préstamos bancarios. A mediados del año 2000 la burbuja tecnológica se

desinfló y los índices accionarios entraron en una fase *Bear*. Entre 2000 y 2003 los índices bursátiles de EU tuvieron caídas mayores al 30%, la economía atravesó su peor momento.

### Crisis subprime

Tras el estallido de la burbuja de Internet de 2001, la Reserva Federal de EU recortó las tasas de interés al 1% para evitar una recesión e incentivar el crédito y el consumo. En tal escenario muchos inversionistas se volcaron en la inversión de inmuebles, tradicionalmente vistas como inversiones más seguras, las cuales se hicieron con un alto grado de apalancamiento, a través de créditos hipotecarios. Donde se destacan tres factores claves para el desarrollo de la crisis: (1) incremento en el volumen de actividades especulativas por el aumento desmedido del crédito ante las bajas tasas de interés y que superaron los límites del sistema e incluyeron a inversionistas no calificados, (2) la incorporación de nuevos instrumentos financieros resultado de la bursatilización, y de derivados financieros que incluían activos desconocidos dentro de carteras calificadas y (3) el colapso del comercio de algunos instrumentos financieros. Para Vázquez (2008), la caída de las tasas de interés entre 2001 y 2004 favoreció la renegociación a la baja de las hipotecas sobre la compra de vivienda. El boom real y financiero del sector de las viviendas se extendió hacia las hipotecas, el sector *subprime*.

Mckibbin y Stoeckel (2009) encontraron que, como consecuencia de la crisis de 2008, aumentó de la percepción del riesgo por parte de las empresas, lo que se refleja en la prima de riesgo de las acciones respecto a los bonos. El aumento del riesgo provoca varios efectos, entre ellos el incremento del costo del capital que conduce a una contracción del financiamiento empresarial. De ahí que se produzca una desinversión por parte de las empresas, que puede durar varios años. Lo que lleva a la modificación de la relación riesgo-rendimiento.

Ocampo (2009) subraya que la crisis de 2008 se extendió de manera desigual en el tiempo y entre los países de la región latinoamericana, durante el tercer trimestre de 2007 hubo una caída en las cotizaciones bursátiles, posteriormente experimentaron un auge, sobre todo en Brasil en mayo de 2008. La perturbación del mercado comenzó en junio de 2008, y estuvo asociada con el giro negativo de los precios mundiales de las materias primas, un hecho que es coherente con el que los países latinoamericanos son importantes exportadores de materias primas y que muchas de las multina-

cionales latinas en alza son productoras de materias primas (incluidas las industriales, como el cemento y el acero). Lo que identifica los sectores que se beneficiaron con la devaluación de las monedas de los países de la región latinoamericana.

El Down Jones entre el 9 de mayo y el 20 de noviembre de 2008 acumuló una pérdida de 47% y se desplomó por la quiebra de Lehman Brothers. Lo que se convirtió en una gran depresión bursátil mundial, a principios de noviembre de 2008 la mayoría de los países tuvieron caídas en sus bolsas de valores entre 30 y 50%, por ejemplo, Gran Bretaña había perdido 29.83%; Alemania, 35.95%; Francia, 35.55%, e Islandia, 89.75%; en Asia: China 66.54%; Hong Kong, 46.64%; Corea, 37.72%, y Japón, 37.80%; en América Latina: Argentina acumuló una pérdida de 47.22%; Brasil, 40.85%, y México, 30.78%, Vázquez (2010). Coronado, Rojas, Romero y Venegas (2016) encontraron que la caída del S&P500 afectó seis índices bursátiles latinoamericanos: México (BMV), Brasil (BOVESPA), Chile (IPSA), Colombia (COLCAP), Perú (IGBVL) y Argentina (MERVAL), durante el periodo 2003-2015. Lo que evidencia que la crisis de 2008 afectó el comportamiento bursátil de México.

Albrieu y Fanelli (2011) describen que el contagio de la crisis de créditos *subprime* de 2008 en América Latina en muchos casos fue relativamente pequeño, teniendo en cuenta el subdesarrollo financiero de la región. Aunque las dos economías más grandes y dinámicas en términos de innovación financiera –Brasil y México– tuvieron problemas debido a la exposición de las grandes empresas a los mercados de derivados. Un canal de contagio más extendido operó a través del aumento del costo de la financiación externa, que fue considerable en los primeros meses de la crisis. Sin embargo, la región latinoamericana soportó la crisis *subprime* bastante bien en comparación con otras regiones, la actividad económica (PIB) se vio afectada, pero no fue tan dramático como en ocasiones anteriores, según datos del BID.

Para Calderón y Carbajal (2015) en México la crisis comenzó en el segundo trimestre de 2008, registrando una drástica caída del PIB. El sector secundario registró su primera caída en 2008 con una duración de cinco trimestres, mientras que el sector comercial tuvo su primera contracción en el cuarto trimestre de 2008 y se prolongó por espacio de siete meses, la actividad primaria comenzó su decrecimiento en el último cuarto trimestre de 2008 y se prolongó por espacio de cinco trimestres. La drástica reducción del comercio en el exterior se reflejó en una caída conjunta de las exportaciones e importaciones que produjo un saldo negativo en la balanza comercial. La crisis financiera de EU afectó considerablemente el envío de remesas

y la Inversión Extranjera Directa (IED). Entre fines de 2009 y comienzos de 2010 se observó una recuperación de varios sectores, especialmente el de la industria metálica básica, liderado por el sector automotor, como consecuencia del incremento de la demanda de Estados Unidos.

Según Cuadra (2015), América Latina mejoró de modo notable su resistencia a choques externos adversos al compararse los efectos de la crisis 1997-1998 y la crisis 2008-2009. La recesión de 1998-1999 —de menor magnitud— en América Latina tuvo que ver con el débil marco macroeconómico y de política estructural que predominaba en esta región durante los años noventa. En contraste durante la recesión 2008-2009 —mucho más profunda y que afectó a todas las principales economías latinoamericanas— se debió en gran medida a las condiciones de deterioro de la economía mundial. La crisis monetaria y financiera en México de 2008-2009 fue más profunda que la recesión provocada por la crisis asiática 1997-1998 en los mercados emergentes de México, Tailandia, Malasia, Indonesia, Corea del Sur y Filipinas *versus* la crisis asiática de finales de la década de 1990. La mayor resistencia de América Latina a los choques externos y a las recesiones mundiales se refleja de cuatro maneras: (1) el éxito al adoptar los regímenes de políticas macroeconómicas que mejor protegen a las economías nacionales contra choques externos (tipo de cambio flotante, menores pasivos netos externos y mayores acervos de reservas internacionales brutas) y la adopción decidida de políticas anticíclicas (como metas de inflación, que contribuyen a un menor crecimiento de precios, y mejora en los marcos de política fiscal, que se refleja en un déficit público y una deuda pública más bajos); (2) en el éxito en la constitución de sistemas financieros y mercados de capital más profundos y saludables, y (3) el logro de una mayor integración comercial y financiera.

## 2.2. Contagio de las crisis financieras en los mercados bursátiles

En los últimos años, las crisis financieras en una región han sido seguidas por crisis en países que están geográficamente distantes, tienen estructuras económicas diferentes y no comparten vínculos económicos significativos. Este contagio ha dado como resultado una gran cantidad de estudios para entenderlo mejor.

Entre los que se pueden mencionar, está Rigobon (2000) quien analizó el mercado de capitales de diferentes países y encontró un fuerte cambio en la propagación del choque durante la crisis asiática. Capiello *et al.* (2006),

encontraron fuerte evidencia del efecto asimétrico en la volatilidad y la correlación condicional en los mercados de renta variable en comparación con los rendimientos del mercado de bonos, la correlación condicional y la volatilidad aumentaron significativamente entre el mercado regional durante el período de crisis.

Dungey *et al.* (2006) analizó la crisis rusa de 1998 encontrando que los mercados emergentes se vieron afectados debido a la crisis y sugirieron un máximo del 17% de la volatilidad total en el mercado de bonos atribuido por el efecto del contagio financiero, mientras que Calvo y Reinhart (1996) utilizaron el modelo de factor (Análisis de componentes principales, PCA) para verificar el efecto de contagio en el mercado de acciones y bonos para el período de 1970 a 1993. En este mismo sentido Corsetti *et al.* (2001) utilizaron un modelo de factor de análisis de correlación bivalente en los mercados de valores, encontrando contagio financiero en el análisis de correlación de pares de países y sugirieron que la mayoría de los pares de los mercados de valores mostraron efectos de contagio, solo sí la varianza del *shock* específico del país se estableciera como nivel.

Chiang *et al.* (2007) identificaron dos fases separadas de la crisis asiática, como la fase de contagio en la segunda mitad de 1997 y principios de 1998, y una alta correlación continua hasta finales de 1998, analizando los mercados de valores de la región asiática. Cho y Parhizgari (2008) encontraron el efecto de contagio de Hong Kong y Tailandia hacia Indonesia, Corea, Singapur, Malasia, Filipinas y Taiwán, teniendo principal evidencia de contagio de Tailandia hacia Taiwán y de la crisis de Hong Kong hacia Corea.

Por otro lado, Forbes (2004) examinó cómo las crisis de Asia y Rusia afectaron a diferentes tipos de empresas del mundo, sus resultados mostraron que las empresas compiten con exportaciones en los países en crisis, o con exposición directa de las ventas hacia los países en crisis, en la mayoría de los casos, las empresas y la exposición a las ventas tuvieron un mayor impacto, además analizaron cuatro variables: 1) las exportaciones, variable que contribuye a generar empleo, lo que incide directamente en el consumo y la producción, 2) la exposición comercial directa, 3) la deuda de la empresa y 4) la liquidez de las acciones.

Algunos ejemplos recientes serían la propagación de la crisis *subprime* de los Estados Unidos del año 2008 a otros mercados internacionales, y recientemente la crisis de la deuda soberana europea, la cual se originó en Grecia y que se extendió a otros países europeos e internacionales importantes. Cheung *et al.* (2009), afirman que el contagio se produce cuando las corre-

laciones entre países aumentan durante “tiempos de crisis” en comparación con correlaciones débiles durante “tiempos tranquilos”.

En el año 2008 Srianthakumar y Silvapulle demostraron en su estudio un fuerte efecto de contagio de Tailandia hacia Malasia y Corea, y de Corea hacia Malasia e Indonesia. Syllignakis y Kouretas (2011) encontraron contagio medido por un incremento en la correlación condicional entre EE. UU. y Alemania con el rendimiento de los mercados de valores de ECO durante la crisis financiera de Grecia.

Por su parte Celik (2012) concluyó que había evidencia de contagio de los EE. UU. a la mayoría de los mercados desarrollados y emergentes. Min y Hwang (2012) probaron efectos de contagio financiero en el Reino Unido, Australia y Suiza, mientras que en el mercado japonés informaron un incremento limitado en la correlación. Ahmad *et al.* (2014) utilizaron igualmente modelos de cambio de régimen de Markov, sus hallazgos muestran que Irlanda, Italia y España son los principales transmisores para los países de Brasil, Rusia, India, Indonesia, China, South Corea y South África (BRIICKS) en lugar de Grecia y sugirieron que Brasil, Rusia, India, China y Sudáfrica mostraron características de contagio, mientras que Indonesia y Corea del Sur solo mostraron evidencia de interdependencia, pero sin contagio de la crisis surgida en la eurozona.

Por otro lado, algunos de los resultados de los estudios con modelos de GARCH univariados y bivariados fueron los realizados por Bekaert y Harvey (2005), probaron en su investigación que no había evidencia de contagio de la crisis de México con esta metodología, mientras que identificaron una correlación residual creciente durante la crisis asiática, lo que implicaba efecto de contagio significativo de la crisis asiática. En este mismo sentido Ghorbel y Boujelbene (2013) mostraron un fuerte efecto indirecto de volatilidad bidireccional en EE. UU. y el mercado del petróleo. Kenourgios y Dimitriou (2014) utilizaron nueve índices sectoriales y encontraron evidencia de contagio en el mercado de valores agregado en ambas regiones, pero el resultado no apoyó la evidencia de contagio financiero interno del sector de la economía real en ambas regiones. Otros estudios que se enfocaron para probar contagio financiero mediante GARCH fueron los realizados por; Kogid *et al.* (2009), Neaime (2012), Mondria y Quintana-Domeque (2013).

Hoesli y Reka (2013), encontraron evidencia de contagio de alto riesgo entre EE. UU. y el Reino Unido y el mayor efecto indirecto de volatilidad entre acciones y bienes raíces en EE. UU., su estudio se basó en función de cópulas y dependencia de cola rotura estructural. Abbara y Zevallos (2014) encon-

traron contagio entre los mercados de valores de América Latina durante la crisis de Asia, Rusia y GFC. La crisis rusa solo mostró efecto de contagio en el caso del mercado europeo. Otros autores que siguieron este método fueron: Bartram y Wang (2015); Maya *et al.* (2015) y Jayech (2016).

El riesgo financiero al que se exponen los sectores que pertenecen a una economía con el desarrollo de una crisis financiera es muy alto. Dado esto, Gómez Castaño (2020) encontró efectos de contagio en el precio de los sectores bursátiles de Estados Unidos, estableciendo que los sectores con mayor cantidad de burbujas provocadas por contagio financiero en cuanto a magnitud y relevancia fue el índice industrial y el tecnológico Dow Jones y Nasdaq, respectivamente, durante el periodo de 2010 a 2019, facilitando la especulación y, en consecuencia, un mayor contagio hacia otros sectores durante periodos de crisis. De igual manera, otro resultado es respecto al sector agrícola el cual es mucho menor y tiende a depender en gran medida del estado del resto de sectores económicos.

Akhtaruzzaman *et al.* (2020) examinó la forma en que se producía el contagio financiero a través de empresas financieras y no financieras. Utilizaron empresas de China y de los países del G7 durante el período COVID-19. Los resultados empíricos mostraron que las empresas que cotizan en bolsa en estos países, tanto las financieras como las no financieras, experimentan un importante aumento de las correlaciones condicionales entre los rendimientos de sus acciones. Sin embargo, encontraron que la magnitud del aumento de estas correlaciones es considerablemente mayor para las firmas financieras a diferencia de las no financieras durante el COVID-19.

De Jesús Gutiérrez, (2020) en su investigación logró probar la existencia de contagio financiero entre los mercados de acciones de la región de América Latina y el mercado de acciones de Estados Unidos basado en el análisis del comportamiento de las correlaciones en periodos de estabilidad y crisis. El estudio emplea un modelo GARCH de correlaciones condicionales dinámicas multivariado para estimar las correlaciones cambiantes en el tiempo, y utilizó la prueba estadística bajo un procedimiento bootstrap para analizar los posibles canales de efectos de contagio financiero en los mercados de acciones emergentes. Los resultados muestran que las correlaciones estimadas se incrementaron en el periodo de la turbulencia financiera, como consecuencia de la presencia de cambios estructurales fuertes. Asimismo, el estudio proporcionó evidencia de que los mercados de acciones de Brasil, Chile, Colombia, México y Perú son fuertemente contagiados durante la crisis financiera global. Sin embargo, el mercado de acciones de Argentina

mostró evidencia de interdependencia con respecto al mercado de acciones de Estados Unidos. Los hallazgos tienen importantes implicaciones para los inversionistas y diseñadores de la política económica que buscan apropiados mecanismos para evitar los efectos negativos del contagio financiero en los mercados de acciones emergentes.

Los mercados de valores están muy interconectados y los acontecimientos en un lado del mundo están ligados para afectar los acontecimientos en otro lado del mundo. El contagio puede deberse a causas domésticas o factores internacionales. Un estudio al respecto es el realizado por Karungu *et al.* (2020) quien midió el desempeño de la Bolsa de Valores de Nairobi (NSE) mediante el uso de los precios de las acciones mensuales. Los resultados obtenidos mostraron efectos de contagio en los índices bursátiles.

Peñafiel (2021) estudió el impacto de la pandemia de Covid-19 en la volatilidad de los precios de acciones de los sectores industrial y bancario de Sudamérica, México y EU entre enero y mayo de 2020. En sus resultados encontró que, a diferencia de EU, en los demás países en general el *shock* de la pandemia afecta en mayor medida al sector industrial y por otra parte el impacto de la pandemia en la volatilidad de los precios de las acciones de la región es heterogénea.

Villa y Castro (2021) encontraron que el contagio en la volatilidad de los mercados cambiarios y de valores de enero de 2000 a noviembre de 2020 en Brasil es más fuerte y estable que en México. El comportamiento de los índices bursátiles y el tipo de cambio de Brasil y México está marcado principalmente por movimientos abruptos como consecuencia de las crisis globales presentadas durante 2000-2020, y el cambio más profundo fue desde finales de 2019 hasta 2020 como consecuencia de la crisis económica derivada de la enfermedad del nuevo coronavirus.

Liza y Ramírez (2020) analizaron el comportamiento de los mercados de acciones y divisas mediante modelos GARCH y GJR de los países emergentes comparado con los países de altos ingresos para el periodo que comprende de 1990 a 2019. Encontraron que, en los mercados accionarios de Brasil, Chile y México, tienen una distribución asimétrica de los rendimientos.

Algunas consideraciones en la revisión de la literatura sobre contagio financiero es que la mayoría de los estudios se han realizado básicamente para cada crisis, en este trabajo se plantea un análisis comparativo del comportamiento de la volatilidad de los diferentes sectores bursátiles durante diferentes episodios de crisis, que comprenden desde 2000 a 2021.

## 2. Análisis de la volatilidad de los rendimientos sectoriales

Se utilizaron los precios diarios al cierre de los siete índices sectoriales de la Bolsa Mexicana de Valores desde el primer día de operaciones de 1998 hasta la última jornada bursátil de julio de 2021, la información se obtuvo de la Bolsa Mexicana de Valores, con un total de 5,910 observaciones para cada uno de los índices bajo análisis.

En el Cuadro 1 se muestran las estadísticas descriptivas de los rendimientos logarítmicos,  $r_t = 100 \times \ln\left(\frac{P_t}{P_{t-1}}\right)$ ,  $P_t$  = el precio de cierre del periodo. El rendimiento promedio más alto en el periodo corresponde a los sectores de materiales y de servicios y bienes de consumo no básico, siendo el financiero el de menor rendimiento medio, incluso negativo. En ningún caso la mediana coincide con la media, sugiriendo la presencia de sesgos en las distribuciones de los rendimientos sectoriales, lo que se confirma al estimar el sesgo muestral y, cabe destacar, que con excepción de los rendimientos de los sectores de servicios y productos de consumo frecuente y de telecomunicaciones, predominan los sesgos negativos. El sector de servicios y bienes de consumo no básico tuvo el mayor pico de rendimiento, en tanto que el de telecomunicaciones tuvo el menor.

Cuadro 1. Estadísticas descriptivas de los rendimientos sectoriales

	Industrial	Materiales	Servicios y Productos de Consumo Frecuente	Salud	Servicios Financieros	Servicios y Bienes de Consumo No Básico	Telecomunicaciones
Media	0.015	0.040	0.038	0.028	-0.001	0.040	0.036
Mediana	0.058	0.044	0.066	0	0.012	0.016	0.020
Máximo	15.20	12.95	13.07	15.96	13.75	17.70	12.29
Mínimo	-22.12	-14.41	-8.45	-17.37	-18.67	-11.68	-11.23
$\sigma$	1.436	1.434	1.208	1.190	1.645	1.163	1.576
Sesgo	-1.073	-0.106	0.027	-0.327	-0.385	-0.0535	0.2178
Curtosis	24.95	9.301	10.13	32.49	15.43	21.22	8.550

Fuente: elaboración propia con base en nuestras estimaciones.

Corresponde al sector industrial la mayor caída en los rendimientos, en tanto que la menor caída se observa en el sector de servicios y productos de

consumo frecuente. De acuerdo con la volatilidad no condicional medida por la desviación estándar,  $\sigma$ , el sector más riesgoso en el periodo ha sido el de servicios financieros, en tanto que el servicios y bienes de consumo no básico ha presentado menor volatilidad. Cabe destacar que en todos los casos se observan niveles de alta curtosis.

Aunque es de esperarse que los rendimientos de los índices sectoriales sean estacionarios al igual que los rendimientos bursátiles en general, es recomendable efectuar alguna prueba que corrobore la verosimilitud de que se cumpla la estacionariedad. En el Cuadro 2 se muestran las pruebas de estacionariedad ADF (*Augmented Dickey-Fuller*), mismas que para cualquier especificación rechazan la presencia de raíces unitarias en cualquier nivel de significancia estadística comúnmente aceptado, sugiriendo que los rendimientos sectoriales pueden considerarse como variables aleatorias que siguen un proceso estacionario.

Cuadro 2. Pruebas de estacionariedad ADF

	SCT		C		CYT	
	<i>t</i>		<i>T</i>		<i>t</i>	
Industrial	-12.80	***	-12.82	***	-12.84	***
Materiales	-68.16	***	-68.20	***	-68.20	***
Servicios y productos de consumo frecuente	-45.83	***	-45.90	***	-45.91	***
Salud	-17.93	***	-18.00	***	-27.55	***
Servicios Financieros	-13.28	***	-13.30	***	-13.27	***
Servicios y Bienes de Consumo No Básico	-17.20	***	-17.73	***	-17.35	***
Telecomunicaciones	-33.32	***	-33.38	***	-29.46	***

SCT = sin constante ni tendencia, C = con constante, CYT = con constante y tendencia  
\*\*\* denota el 1% de significancia

Para filtrar las series de los posibles efectos de la dinámica previa, como ecuación de la media de los rendimientos bursátiles sectoriales se utilizó un modelo AR (1):

$$r_t = \mu + \phi r_{t-1} + \varepsilon_t \quad (1)$$

Para estimar la volatilidad de los índices sectoriales frente a las distintas crisis internacionales, los resultados que se presentan enseguida se basan en el modelo GJR-GARCH, propuesto por Glosten, Jagannathan y Runkle (1993):

$$\sigma_t^2 = \omega + (\alpha + \gamma I_{t-1}) \varepsilon_{t-1}^2 + \beta \sigma_{t-1}^2 \quad (2)$$

$$I_{t-1} = \begin{cases} 0 & \text{si } r_{t-1} \geq 0 \\ 1 & \text{si } r_{t-1} < 0 \end{cases}$$

El modelo GJR-GARCH también es conocido como modelo GARCH de umbral, Glosten, Jagannathan y Runkle (1993) lo propusieron para capturar el efecto de asimetría en la volatilidad condicional y que ésta tenga respuestas diferenciadas a los rendimientos negativos en comparación con los rendimientos positivos. Ese efecto asimétrico ha dado en llamarse también “efecto apalancamiento” y se ha aceptado en la literatura como una posibilidad de que su presencia obedece al hecho de que las noticias negativas tienen mayor impacto que las positivas, aunque la importancia de la noticia sea la misma.

Cuadro 3. Volatilidad condicional de los sectores bursátiles de México: 1998-2020

	Industrial	Materiales	Servicios y bienes de consumo frecuente	Servicios y bienes de consumo no básico	Servicios financieros	Telecomunicaciones	Salud
$\mu$	0.05***	0.04***	0.04***	0.06***	139.90***	0.03**	0.02*
$\phi$	0.10***	0.12***	0.05***	0.13***	0.99***	0.04***	0.07***
$\omega$	0.04***	0.02***	0.01***	0.02***	0.01***	0.01***	0.18***
$\alpha$	0.17**	0.05***	0.03***	0.07***	0.06***	0.04***	0.10***
$\gamma$	0.02	0.05***	0.07***	0.02	0.02***	0.04***	-0.02
$\beta$	0.82***	0.92***	0.92***	0.91***	0.92***	0.93***	0.78***
$\chi^2_{\text{ARCH}}$	0.18	0.35	1.91	2.62	6.01**	2.16	0.13

Nota: \*\*\*, \*\* y \* indican niveles de significación de 1%, 5% y 10%, respectivamente.

Fuente: estimaciones propias con base en estimaciones de los autores.

En el Cuadro 3 se observan las estimaciones de los parámetros de las volatilidades de los siete sectores bursátiles. Casi todos los coeficientes son estadísticamente significativos y prácticamente todos los valores estimados son positivos. Las excepciones son las estimaciones del parámetro  $\gamma$ , asociado con el efecto apalancamiento o de asimetría, que sólo fue significativo para las ecuaciones de los sectores de materiales, servicios y bienes de consumo frecuente, servicios financieros y el de telecomunicaciones. En cuanto al signo negativo del coeficiente  $\gamma$  del sector salud es conveniente destacar que no es significativo en ningún nivel convencional de confianza. Es decir, únicamente para los sectores mencionados se encontró evidencia de efectos asimétricos en la volatilidad de sus rendimientos y la volatilidad de los demás sectores podría modelarse sin esos efectos, por ejemplo, un modelo GARCH estándar aunque quedaría por resolver la consideración sobre la no normalidad de los rendimientos. También llama la atención que el coeficiente auto regresivo  $\phi$  de la ecuación del sector financiero alcance un valor cercano a la unidad, sugiriendo una conducta no estacionaria, sin embargo, de acuerdo con análisis adicionales considerando más términos auto regresivos o del proceso de la varianza se observa que el problema se exagera, por lo que parece probable que esa aparente no estacionariedad pueda deberse más bien a la presencia de alguna ruptura estructural o sea consecuencia de una no linealidad presente en los datos. Otra posible causa podría ser la presencia de un efecto de memoria larga. En cualquier caso, por el momento escapa al interés inmediato de este artículo y en el análisis subsecuente usaremos la estimación inicial como punto de comparación dado que las volatilidades estimadas mediante las diferentes especificaciones no son muy diferentes, siendo casi no distinguibles entre sí.

En la Gráfica 1 se presenta el comportamiento de la volatilidad diaria de los siete sectores bursátiles de la Bolsa Mexicana de Valores analizados de 1998 a junio de 2021. Se puede ver que durante la crisis rusa de 1998 los sectores industrial, productos de consumo frecuente y servicios de consumo no básico mostraron los mayores picos, es decir, los mayores niveles de volatilidad, en el otro extremo se encuentra el sector salud como el de menor volatilidad.

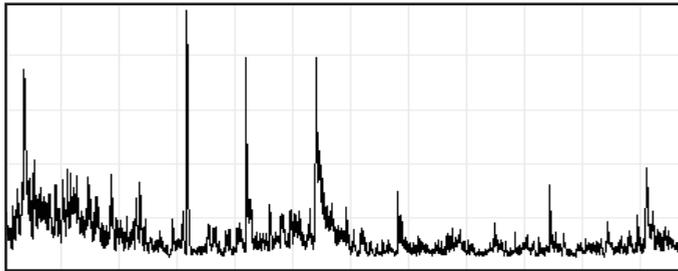
Durante las crisis latinoamericanas de 2000 a 2002 y la crisis punto com (*dot-com*), los sectores de productos de consumo frecuente, salud, servicios financieros y servicios de consumo no básico tienen los picos más altos, por lo cual son los que mostraron mayor desviación estándar, en el lado opuesto, se encuentran los sectores de materiales y el industrial los que mantuvieron

valores mínimos en su desviación estándar, es decir, los de menor volatilidad.

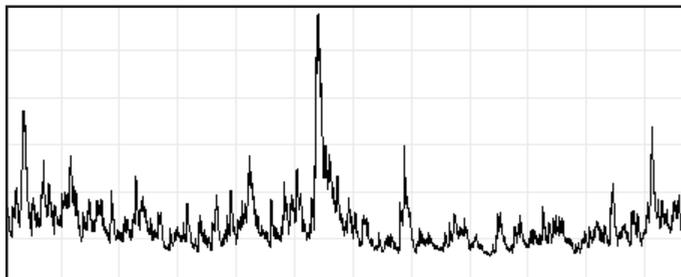
En el periodo de 2004 a 2008, previo a la crisis *subprime*, se observa que el sector industrial tiene poca volatilidad en general, sólo presenta tres picos altos durante 2004, 2006 y 2008, los sectores de materiales, consumo frecuente y servicios financieros muestran la mayor desviación estándar y el sector salud es el que tiene la menor desviación estándar. Durante la crisis financiera de los créditos *subprime* como era de esperarse fue el sector financiero el que tiene la volatilidad más alta, y le sigue en orden decreciente los sectores de productos de consumo frecuente, materiales y de servicios de consumo no básico y los sectores menos volátiles fueron el industrial y el de salud. En la crisis de COVID-19 el sector de servicios financieros tuvo picos altos de su desviación estándar; los sectores industrial, materiales, consumo frecuente y servicios de consumo no básico mostraron una volatilidad moderada, por el contrario, el sector salud fue el único que casi no tuvo picos en su desviación estándar, es decir, una volatilidad mínima.

Gráfica 1. Volatilidad de los rendimientos de los sectores bursátiles mexicanos

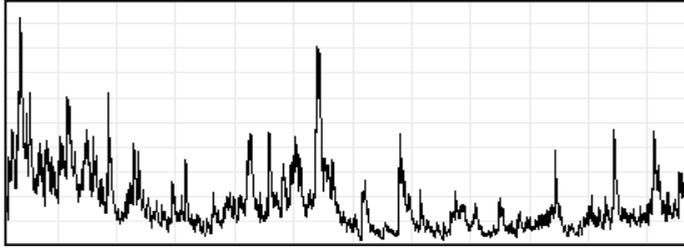
1. Industrial



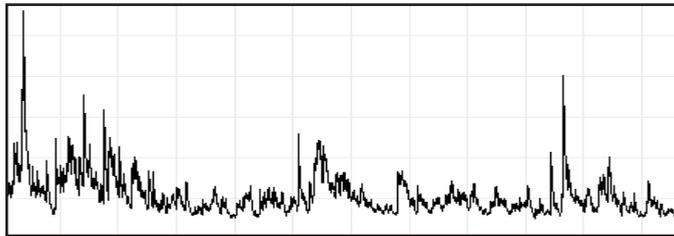
2. Materiales



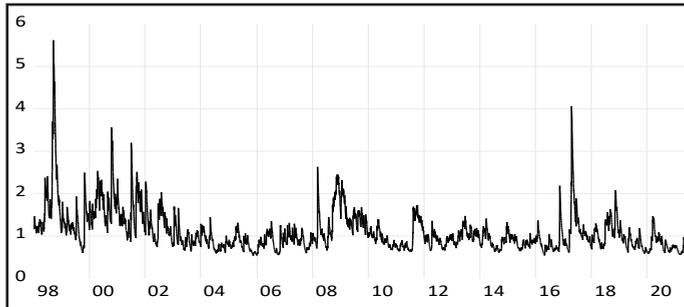
### 3. Productos de consumo frecuente



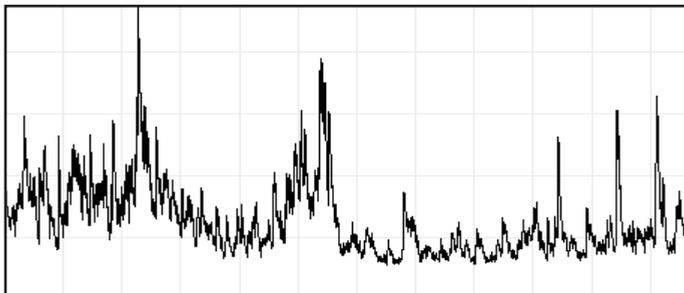
### 4. Salud



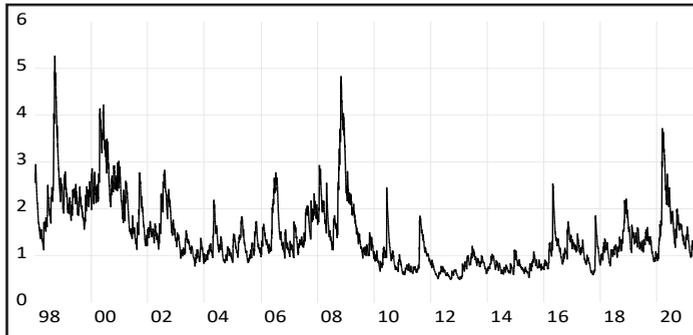
### 5. Servicios financieros



### 6. Servicios de consumo no básico



### 7.Telecomunicaciones



Fuente: elaboración propia con base en las estimaciones de los autores.

Durante todo el periodo de análisis el sector salud fue el que presentó menor desviación estándar en todas las crisis, por el contrario, el sector financiero es el que mostró mayor volatilidad. En general se observa que durante cada una de las crisis internacionales su efecto en la volatilidad de los sectores bursátiles fue diferente para cada uno de ellos. La volatilidad de los rendimientos de algunos sectores bursátiles durante a la crisis de COVID-19 fue menor que la que alcanzaron durante las crisis previas, por ejemplo, en el sector industrial y de materiales.

Nuestros resultados son congruentes con Vázquez (2008), quien muestra evidencia de que la crisis *dot-com* afectó mucho más al sector de las empresas tecnológicas que al resto de los sectores bursátiles. También nuestros resultados van en línea con Ocampo (2009) quien encontró que la crisis de 2008 impactó de manera diferenciada a los sectores en los cuales las empresas tenían exportaciones versus aquellas que sólo operaban nacionalmente. Por último, también en el presente trabajo se encuentra afinidad con los hallazgos de Calderón y Carbajal (2015) que describen que el sector industrial en México fue uno de los primeros en recuperarse de la crisis de 2008.

## Conclusiones

Los modelos GJR-GARCH evidenciaron que las crisis internacionales tuvieron efectos diferenciados en los distintos sectores bursátiles de la BMV. La volatilidad que mostraron los sectores bursátiles cambió en cada una de las crisis analizadas. En la crisis rusa de 1998 el sector industrial fue el que mostró el mayor riesgo, durante las crisis latinoamericanas y la

*dot-com* los sectores que mostraron la mayor volatilidad fueron los de salud, servicios financieros y telecomunicaciones. En la crisis de 2008 la mayoría de los sectores tuvo alta volatilidad, destacándose el sector industrial como el más volátil, y durante la crisis de COVID-19 nuevamente la mayoría de los sectores mostraron alta volatilidad, cinco de los siete sectores analizados, y los que tuvieron mayor volatilidad fueron el industrial, materiales, servicios financieros y telecomunicaciones. En resumen, se verifica que la volatilidad de las distintos sectores bursátiles cambió a lo largo de las diferentes crisis financieras internacionales con diferencias ostensibles entre sí. Es decir, aunque pudiese haber alzas conjuntas en el riesgo dado por la volatilidad, no todos los sectores sufren el mismo nivel de incremento.

La volatilidad de los índices bursátiles puede depender, entre otros factores, de la intervención del Estado en la economía por medio de políticas públicas orientadas a estimular a algún sector o conjunto de sectores de actividad económica en específico o, incluso a reducir su dinamismo. Keynes (1936) mediante su teoría general del empleo, el interés y el dinero demuestra que la intervención del Estado usando el gasto público para alentar la inversión de los inversionistas privados y mediante el uso de políticas que regulan la oferta y la demanda agregadas, la denominada mano invisible, puede tener como finalidad cerrar el déficit de demanda agregada que en una crisis obstaculiza la recuperación del crecimiento económico. En esta última crisis de COVID-19 el gobierno mexicano intervino a través de políticas orientadas a aminorar los efectos negativos del virus Sars-Cov-2, mediante las cuales se estimuló la actividad del sector salud, paliando los efectos de la crisis económica con base en contratos en los cuales la empresas privadas de salud pudieran atender a la población, y al consumo de las familias, mediante las transferencias consideradas en el gasto social. Esas medidas podrían explicar en parte los menores niveles de volatilidad en particular del índice bursátil de salud en la última crisis 2020-2021 y de otros sectores en comparación con los niveles de volatilidad observados en crisis previas.

Los resultados mostrados en estas páginas pueden ser de utilidad para las decisiones de inversión y la conformación de los portafolios de inversión. Los comportamientos diferenciados de la volatilidad de los rendimientos de los diferentes sectores bursátiles en momentos críticos, podría ayudar a aprovechar la oportunidad de diversificación de portafolios con base en estrategias de optimización basada en criterios que utilizan la desviación estándar como medida del riesgo. Sin embargo, la posible presencia de no linealidad sea por alejamientos de la normalidad u otras características no

consideradas en los enfoques convencionales de selección de portafolios, podría hacer que se requiera de otros modelos capaces de considerar otras fuentes y formas de riesgo.

Desde la perspectiva de las teorías de valuación de activos de capital y de la administración de riesgos financieros, también es importante considerar la necesidad de conocer mejor las fuentes de los diferentes riesgos y cómo éstos cambian en cada crisis, así como entre los diversos activos y de manera particular, como se ha señalado en estas páginas, entre los activos de diferentes sectores de actividad económica.

## Fuentes bibliográficas

- Abbara, O. y Zevallos, M. (2014). "Assessing Stock Market Dependence and Contagion". *Quantitative Finance*, vol. 14, núm. 9, pp. 1627-1641.
- Ahmad, W., Bhanumurthy, N.R. y Sehgal, S. (2014). "The Eurozone Crisis and its Contagion Effects on the European Stock Markets". *Studies in Economics and Finance*, vol. 31, núm. 3, pp. 325-352.
- Akhtaruzzaman, M., Boubaker, S. y Sensoy, A. (2020). "Financial Contagion During COVID-19 Crisis". *Finance Research Letters*, 101604.
- Albrieu, R. y Fanelli, J. (2011). "The Global Crisis and its Implications for Latin America". *Working paper*. Real Instituto Elcano, pp. 1-35.
- Bartram, S.M. y Wang, Y.H. (2015). "European Financial Market Dependence: An Industry Analysis", *Journal of Banking & Finance*, vol. 59, pp. 146-163.
- Bekaert, G. y Harvey, C.R. (2005). "Market Integration and Contagion". *The Journal of Business*, vol. 78, núm. 1, pp. 39-69.
- Bracho, G. (2000). "Apuntes sobre la crisis financiera en Rusia". *Comercio Exterior*, vol. 50 núm. 5, pp. 440-446.
- Calderón, J. y Carbajal, R. (2015). "La crisis económica en México. Vulnerabilidad y condicionalidad externa". En León-Manríquez, J. (2015). *Crisis global, respuestas nacionales. La gran recesión en América Latina y Asia Pacífico*, Uruguay: Observatorio América Latina-Asia Pacífico, p. 488.
- Calvo, S.G. y Reinhart, C.M. (1996). "Capital Flows to Latin America: Is There Evidence of Contagion Effects?" *World Bank Policy Research Working Paper*, núm. 1619.

- Cappiello, L., Engle, R.F. y Sheppard, K. (2006). "Asymmetric Dynamics in the Correlations of Global Equity and Bond Returns". *Journal of Financial Econometrics*, vol. 4, núm. 4, pp. 537-572.
- Celik, S. (2012). "The More Contagion Effect on Emerging Markets: Evidences of DCC-GARCH Model". *Economic Modelling*, vol. 29, núm. 5, pp. 1946-1959.
- Cheung, L., Tam, C.S. y Szeto, J. (2009). "Contagion of Financial Crises: A Literature Review of Theoretical and Empirical Frameworks". *Hong Kong Monetary Authority Research Paper*, (Nos. 02/2009), 8 June.
- Chiang, T.C., Jeon, B.N. y Li, H. (2007). "Dynamic Correlation Analysis of Financial Contagion: Evidence From Asian Markets". *Journal of International Money and Finance*, vol. 26, núm. 7, pp.1206-1228.
- Cho, J.H. y Parhizgari, A.M. (2008). "East Asian Financial Contagion Under DCC-GARCH". *International Journal of Banking and Finance*, vol. 6, núm. 1, pp. 17-30.
- Coronado, S., Rojas, O., Romero, R. y Venegas, F. (2016). "A Study of Co-movements between U.S. and Latin American Stock Markets: A Cross-bicorrelations Perspective". *DYNA*, vol. 83, núm. 196, pp. 143-148.
- Corsetti, G., Pericoli, M. y Sbracia, M. (2001). "Correlation Analysis of Financial Contagion: What One Should Know Before Running a Test". *Yale Economic Growth Center Discussion Paper*, núm. 822, abril.
- Cuadra, H. (2015). "Reflexiones sobre las crisis en los 90: México y el sudeste asiático". *Revista de El Colegio de San Luis. Nueva época*, vol. 5, núm. 9, pp. 32-63.
- De Jesús Gutiérrez, R. (2020). "¿Ocurrió efecto contagio en los mercados de acciones de América Latina durante la crisis financiera global?" *Revista de Métodos Cuantitativos para la Economía y la Empresa*, vol. 29, núm. 1, pp. 237-258.
- Dungey, M. y Gajurel, D. (2014). "Equity Market Contagion during the Global Financial Crisis: Evidence From the World's Eight Largest Economies". *Economic Systems*, vol.38, núm. 2, pp. 161-177.
- Forbes, K. J. (2004). "The Asian Flu and Russian Virus: The International Transmission of Crises in Firm-level Data". *Journal of International Economics*, vol. 1, núm. 59.
- Ghorbel, A. y Boujelbene, Y. (2013). "Contagion Effect of the Oil Shock and US Financial Crisis on the GCC and BRIC Countries". *International Journal of Energy Sector Management*, vol. 7, núm. 4, pp. 430-447.

- Glosten, L. R., R. Jagannathan y D. E. Runkle (1993). "On The Relation between The Expected Value and The Volatility of Nominal Excess Return on stocks". *Journal of Finance*, vol. 48, núm 5, pp. 1779-1801. <https://www.jstor.org/stable/2329067>
- Gómez Castaño, J. D. (2020). *Medición y contagio de burbujas financieras sectoriales*. (Bachelor's thesis, Uniandes).
- González, M. y González, M. (2013). "¿Difiere la rentabilidad y del riesgo de los fondos de inversión no convencionales?" *Cuadernos de Economía y Dirección de la empresa*, núm. 16, pp. 194-204.
- Hoesli, M. y Reka, K. (2013). "Volatility Spillovers, Co-movements and Contagion in Securitized Real Estate Markets", *The Journal of Real Estate Finance and Economics*, vol. 47, núm. 1, pp. 1-35.
- Jayech, S. (2016). "The Contagion Channels of July-August-2011 Stock Market Crash: A DAG-Copula Based Approach", *European Journal of Operational Research*, vol. 249, núm. 2, pp. 631-646.
- Karungu, R., Memba, F., y Muturi, W. (2020). "Influence of Financial Contagion on Stock Performance of Firms listed in the Nairobi Securities Exchange". *Accounting*, vol. 6, núm. 1), pp. 1-16.
- Kenourgios, D. y Dimitriou, D. (2014). "Contagion Effects of the Global Financial Crisis in US and European Real Economy Sectors", *Panoeconomicus*, vol.61, núm. 3, pp. 275-288.
- Keynes, J. M. (2013). *Teoría general de ocupación, el interés y el dinero*. México: Fondo de Cultura económica.
- Kogid, M., Ching, K.S. y Jusoh, M. (2009). "Asian Financial crisis: An Analysis of the Contagion and Volatility Effects in the Case of Malaysia". *International Journal of Business and Management*, vol. 4, núm. 5, pp.128-138.
- Liza, A. F. y Ramírez, O. E. (2020). "Modelos GARCH con innovaciones con colas pesadas: aplicación empírica a la volatilidad de los mercados de acciones y de divisas en países con ingresos altos y latinoamericanos". Trabajo de grado de bachiller en Ciencias Sociales con mención en Economía, Pontificia Universidad católica del Perú. <https://renati.sunedu.gob.pe/handle/sunedu/2991002>.
- López, A. (2007). "Crisis financieras latinoamericanas: la experiencia de Brasil y Argentina al inicio del siglo XXI". *Economía Informa*, núm. 349, pp. 29-47.
- Manrique, I. (1999). "Origen y efecto de la crisis asiática en México". *Comercio Exterior*, febrero, pp. 119-122.

- Martínez, L. (2013). "Análisis de la incidencia de la crisis financiera da través de los bonos soberanos en la Unión Europea y América Latina". Tesis doctoral. Universitat Rovira I Virgili, p. 240.
- Maya, R.A., Gomez-González, J.E. y Melo-Velandia, L.F. (2015). "Exchange Rate Contagion in Latin America". *Research in International Business and Finance*, vol. 34, pp. 355-367.
- Mckibbin, W. y Stoeckel, A. (2009). "The Global Financial Crisis Causes and Consequences". *Working Papers in International economics*, vol. 2, núm. 09, p. 44.
- Min, H.G. y Hwang, Y.S. (2012). "Dynamic Correlation Analysis of US Financial Crisis and Contagion: Evidence from Four OECD Countries". *Applied Financial Economics*, vol. 22, núm. 24, pp. 2063-2074.
- Mondria, J. y Quintana-Domeque, C. (2013). "Financial Contagion and Attention Allocation". *The Economic Journal*, vol. 123, núm. 568, pp. 429-454.
- Neaime, S. (2012). "The Global Financial Crisis, Financial Linkages and Correlations in Returns and Volatilities in Emerging MENA Stock Markets". *Emerging Markets Review*, vol. 13, núm. 3, pp. 268-282.
- Ocampo, J. (2009). "Latin America and the Global Financial Crisis". *Cambridge Journal of Economics*, núm. 33, pp. 703-724.
- Peñafiel, L. (2021). "Trasmisión de Volatilidad del COVID-19 a los Precios de Acciones del Sector Bancario e Industrial de Sudamérica, México y Estados Unidos". *Revista Tecnológica-ESPOL*, vol. 33, núm. 1, pp. 105-125.
- Rigobon Roberto, (2000). "A Simple Test for Stability of Linear Models under Heteroskedasticity, Omitted Variable, and Endogenous Variable Problems". *Working paper, Massachusetts Institute of Technology*.
- Sriananthakumar, S. y Silvapulle, P. (2008). "Multivariate Conditional Heteroscedasticity Models with Dynamic Correlations for Testing Contagion". *Applied Financial Economics*, vol. 18, núm. 4, pp.267-273.
- Syllignakis, M.N. y Kouretas, G.P. (2011). "Dynamic Correlation Analysis of Financial Contagion: Evidence from the Central and Eastern European Markets". *International Review of Economics & Finance*, vol. 20, núm. 4, pp. 717-732.
- Vázquez, J. (2008). "Las burbujas financieras en el contexto de los modelos de crecimiento de los Estados Unidos". *Aporte, Revista de la Facultad de Economía*, BUAP, año 3, núm. 37, pp. 21-39.
- Vázquez, J. (2010). "El comportamiento del precio de las acciones y recesión económica. EEUU y México. Problemas del Desarrollo". *Revista Latinoamericana de Economía*, vol. 41, núm. 160, pp. 83-107.

Villa, J. L. y Castro, M. S. (2021). "Contagio en la volatilidad entre los mercados de capital y de divisas en México y Brasil (2000-2020)". *Revista Mexicana de Economía y Finanzas*, vol. 16, TNEA, pp. 1-28. Doi: <https://doi.org/10.21919/remef.v16i0.700>.

**CSH** *División  
de Ciencias  
Sociales y  
Humanidades*

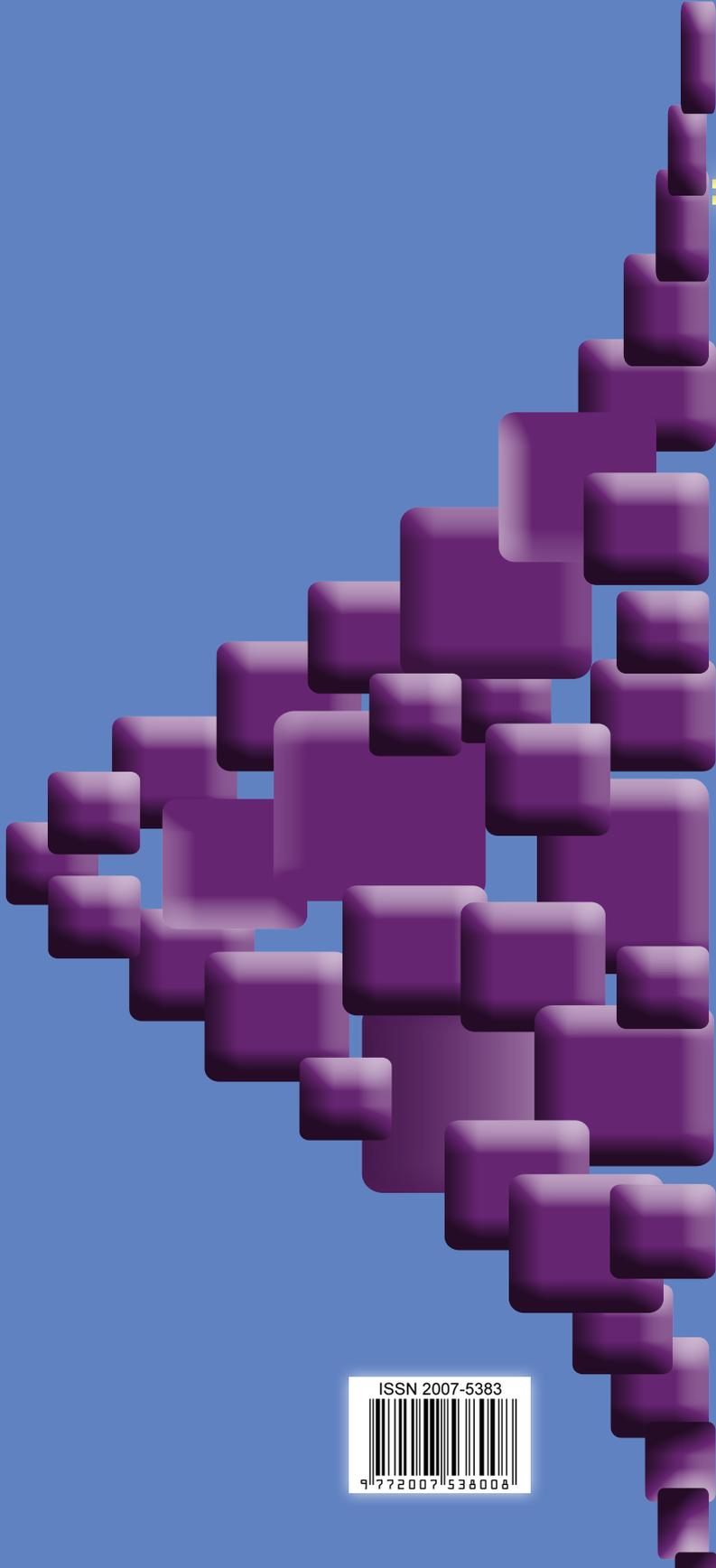
Departamento de  
**Administración** 

**CBI** *DIVISIÓN DE  
CIENCIAS BÁSICAS  
E INGENIERÍA*  
UAM - Azcapotzalco



Departamento de  
**Sistemas**

 **Red para el  
Análisis de  
Riesgos  
Financieros**



ISSN 2007-5383



9 772007 538006