



UNIVERSIDAD NACIONAL AUTÓNOMA DE MÉXICO
PROGRAMA DE MAESTRÍA Y DOCTORADO EN INGENIERÍA
INGENIERIA EN SISTEMAS – OPTIMACIÓN FINANCIERA

CÁLCULO DE LA VOLATILIDAD CON MÉTODO GARCH E HISTÓRICO

TESIS
QUE PARA OPTAR POR EL GRADO DE:
MAESTRO EN INGENIERÍA

PRESENTA:
MAYTE GUADALUPE ROSAS BARAJAS

TUTOR PRINCIPAL
DR. EDGAR ORTIZ CALISTO
FACULTAD DE CIENCIAS POLÍTICAS Y SOCIALES,
UNIVERSIDAD NACIONAL AUTÓNOMA DE MÉXICO

CIUDAD DE MÉXICO, MÉXICO
AGOSTO 2022



Universidad Nacional
Autónoma de México

Dirección General de Bibliotecas de la UNAM

Biblioteca Central



UNAM – Dirección General de Bibliotecas
Tesis Digitales
Restricciones de uso

DERECHOS RESERVADOS ©
PROHIBIDA SU REPRODUCCIÓN TOTAL O PARCIAL

Todo el material contenido en esta tesis esta protegido por la Ley Federal del Derecho de Autor (LFDA) de los Estados Unidos Mexicanos (México).

El uso de imágenes, fragmentos de videos, y demás material que sea objeto de protección de los derechos de autor, será exclusivamente para fines educativos e informativos y deberá citar la fuente donde la obtuvo mencionando el autor o autores. Cualquier uso distinto como el lucro, reproducción, edición o modificación, será perseguido y sancionado por el respectivo titular de los Derechos de Autor.

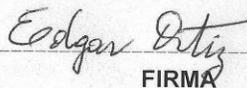
JURADO ASIGNADO:

Presidente: Dr. Reyes Zárate Francisco Javier
Secretario: Dra. Aguilar Juárez Isabel Patricia
1 er. Vocal: Dr. Ortiz Calisto Edgar
2 do. Vocal: Dra. Sosa Castro Magnolia Miriam
3 er. Vocal: M. en I. Rodríguez Rubio Jorge

Lugar o lugares donde se realizó la tesis: Ciudad de México, México.

TUTOR DE TESIS:

Dr. Ortiz Calisto Edgar


FIRMA

ÍNDICE

CÁLCULO DE LA VOLATILIDAD CON MÉTODO GARCH E HISTÓRICO	5
RESUMEN	5
ABSTRACT	6
INTRODUCCIÓN.....	7
TABLAS DE CONTENIDOS.....	18
ÍNDICE DE SIGLAS	18
ÍNDICE DE TABLAS.....	19
ÍNDICE DE GRÁFICAS	20
CAPÍTULO I. VOLATILIDAD Y SU IMPORTANCIA PARA LOS MERCADOS EMERGENTES.....	21
1.1 INTRODUCCIÓN CAPITULAR.....	21
1.2 INVERSIONES EN MERCADOS EMERGENTES	22
1.3 RENTA FIJA (BONOS) EN LOS MERCADOS EMERGENTES	29
1.4 RENTA VARIABLE (ACCIONES) EN LOS MERCADOS EMERGENTES	31
1.5 VOLATILIDAD DE LOS MERCADOS BURSÁTILES DE AMÉRICA LATINA	33
1.6 CONCLUSIÓN CAPITULAR.....	35
CAPÍTULO II. REVISIÓN DE LA LITERATURA	37
2.1 LA VOLATILIDAD EN LOS MERCADOS	37
CAPÍTULO III. DATOS Y DESCRIPCIÓN DE LA METODOLOGÍA.....	45
3.1. DATOS.....	45
3.2. METODOLOGÍA.....	46
3.2.1. ALTERNATIVAS METODOLÓGICAS	46
3.2.2 MODELOS GARCH	47
3.2.3. ESTIMACIÓN DEL MODELO	53
3.2.4. VALIDACIÓN DEL MODELO.....	54
CAPÍTULO IV. RESULTADOS Y DISCUSIÓN	57
4.1. ANÁLISIS GRÁFICOS	57
4.2 ESTADÍSTICAS DESCRIPTIVAS	60
4.3. PRUEBA DE RAÍCES UNITARIAS	61
4.4. ESTIMACIÓN DEL MODELO.....	62

4.4.1 IDENTIFICACIÓN.....	63
4.4.2 ESTIMACIÓN.....	64
4.5 ANÁLISIS DE LOS RESULTADOS	65
CAPÍTULO V. CONCLUSIONES Y AGENDAS PARA FUTURAS INVESTIGACIONES	68
5.1 CONCLUSIONES.....	68
5.2 AGENDA PARA FUTURAS INVESTIGACIONES.....	72
APÉNDICES	73
APÉNDICE 1	73
APÉNDICE 2	75
APÉNDICE 3	77
APÉNDICE 4	79
REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS	83

CÁLCULO DE LA VOLATILIDAD CON MÉTODO GARCH E HISTÓRICO

RESUMEN

La volatilidad es un factor de suma importancia en el mercado financiero, ya que es la clave para las pérdidas y ganancias obtenidas en las operaciones realizadas en los mercados, por lo que a lo largo del tiempo se han realizado estudios sobre la estimación de dicho factor.

Existen diferentes métodos para estimar la volatilidad, a lo largo de los estudios y literatura revisada se llegó a la conclusión que un modelo GARCH (1,1) es el más utilizado para la estimación de la volatilidad a un día. Por tal motivo, en el presente trabajo se decidió realizar una investigación del modelo GARCH y compararlo con una volatilidad histórica, esto con la finalidad de comparar la necesidad de un modelo tan sofisticado y complicado como lo es el GARCH con una tan sencillo como lo es el histórico.

A lo largo de la investigación se encontró que aplicar un modelo GARCH para la estimación de la volatilidad es muy complicado, ya que los datos tienen que cumplir con ciertas características para aceptar la estimación de los parámetros del modelo. Se decidió estudiar el comportamiento de los principales índices y no todos los parámetros de todas las estimaciones fueron significativos, pero sí la mayoría.

Realizar la estimación de todos los parámetros fue complicado a nivel código y tratamiento de los datos, sin embargo, al realizar la comparación de lo obtenido con la volatilidad histórica se obtuvo que el modelo GARCH era más conservador para la estimación de la volatilidad, la literatura muestra que el modelo GARCH tiende a sobrestimar la volatilidad debido a que es muy sensible a los diferentes cambios. La contradicción anterior se debió a que los datos trabajados contenían un periodo de crisis mundial, por lo que la volatilidad histórica recogió esos cambios abruptos y los reflejó.

En la industria, muchas veces no se utilizan modelos tan complicados en el día a día, ya que las ventajas no son suficientes para justificar el tiempo de trabajo que se necesita para realizar este tipo de estudios.

ABSTRACT

Volatility is an extremely important factor in the financial market, since it is the key for the gains and losses in the markets, so that over time studies have been carried out on the estimation of this factor.

There are different methods to estimate the volatility the price options, throughout the studies and reviewed literature it was concluded that a GARCH (1,1) model is the most widely used for estimating volatility. For this reason, in the present work it was decided to carry out an investigation of the GARCH model and compare it with a historical volatility, this in order to compare the need for a model as sophisticated and complicated as the GARCH with one as simple as it is.

Throughout the investigation, it was found that applying a GARCH model to estimate volatility is very complicated, because is necessary that the data have a specific characteristics to accept the estimation of the model parameters. It was decided to study the behavior of the main index and not all the estimate of parameters were significant, but most were.

Estimating all the parameters was complicated at the code level and data treatment, however, when comparing what was obtained with historical volatility, the GARCH model was more conservative for estimating volatility. The literature shows that the GARCH model tends to overestimate volatility because it is very sensitive to different changes. The previous contradiction was since the data worked contained a period of world crisis, for which the historical volatility picked up these abrupt changes and reflected them.

INTRODUCCIÓN

Durante la presente investigación el clima mundial presentó peculiaridades que impactaron de forma importante en los mercados, una de ellas es la crisis generada por la pandemia de COVID-19 ocurrida desde diciembre de 2019 en países como China, llegando a México en marzo de 2020, lo cual ocasionó una gran volatilidad durante este mes, derivado de la incertidumbre que generó enfrentar algo sin precedentes.

Por otro lado, en febrero de 2021 se presentó una guerra entre Rusia y Ucrania, lo cual generó caídas en los mercados importantes, aún mayores que las ocasionadas en la pandemia, cabe señalar que el presente trabajo no alcanzó a analizar los movimientos ocasionados por la guerra, pero sí es importante mencionar lo que ocurre en el ámbito mundial durante esta investigación.

Este trabajo presenta dos métodos diferentes para el cálculo de la volatilidad asociada a la rentabilidad de las acciones, la cual se entiende como una medida del riesgo que se deriva de los cambios en la misma. Como definición se entiende a la volatilidad como una medida de la intensidad de los cambios aleatorios o impredecibles en la rentabilidad o en el precio de un título; en la representación gráfica de una serie histórica de rendimientos se asocia la volatilidad con la amplitud de las fluctuaciones del rendimiento, algunos métodos consideran las fluctuaciones en valor absoluto como desviaciones alrededor de un valor medio.

La volatilidad en los mercados es de suma importancia, principalmente para los mercados emergentes, muchas veces es considerada solamente como un riesgo potencial en los agentes financieros; no obstante, también se puede considerar como una ventaja gracias a que por ella algunos activos financieros son capaces de dar rentabilidades altas en periodos cortos de tiempo, incluso en apenas días u horas. Lo cual representa un incremento de la operatividad e inversión en mercados emergentes. Los efectos de ésta suelen ser asociados a efectos generalmente negativos sobre la economía, ya que puede ser causa de devaluación en una divisa concreta, con todo lo que ello supone.

Sin embargo, la volatilidad puede traer efectos positivos en el *trading*, en concreto, en el *day trading*, debido a sus altas fluctuaciones en periodos de tiempo cortos. Por lo tanto, la volatilidad gestionada con inteligencia y metodología adecuada se puede comprar bajo y vender alto en periodos de tiempo inferiores, y con mayor porcentaje de cambio.

TIPOS DE VOLATILIDAD

- Histórica. Variabilidad relativa (en porcentaje) de rentabilidad de un activo respecto al promedio en un periodo dado
- Implícita. Se refiere a la volatilidad de un activo financiero en el futuro per se, es decir, por el propio activo, por su propia naturaleza
- Estocástica. Cambios en cierto tiempo de forma incierta
- Determinista: No se producen cambios en la volatilidad, y si se producen son predecibles
- Volatilidad en el mercado: muchas veces vista como negativa puede llegar a ser beneficiosa a corto plazo. Es posible operar con la volatilidad directamente con otros instrumentos financieros.

La metodología propuesta sugiere usar un modelo GARCH (1,1), para estimar la volatilidad esperada de los activos de los principales índices de mundo, utilizando R Studio como herramienta estadística y con la ayuda de los métodos gráficos para tener una primera idea de los resultados.

OBJETIVO

El objetivo de este trabajo es emplear la metodología GARCH para el cálculo de la volatilidad comparándola con la volatilidad histórica, demostrando que el ajuste de esta metodología es mejor y explorando todos los pasos que se tienen que realizar con los datos para poder obtener el mejor modelo GARCH que más se ajuste, así como brindar una guía para que se puedan explorar y analizar el comportamiento de los datos mediante métodos gráficos y estadísticos, los cuales son sumamente importantes ante cualquier tratamiento de datos para poder determinar si la metodología es adecuada para el análisis de dichos datos.

Dado lo anterior, para brindar información necesaria para futuros trabajos relacionados con la estimación de la volatilidad, con la finalidad de comparar los resultados con un modelo más sencillo como es la volatilidad histórica, ya que los modelos avanzados suelen tener costos operativos, los cuales muchas empresas no están dispuestas a asumir, por lo que suelen utilizar un modelo simple para el cálculo de la volatilidad.

Por lo antes expuesto, esta tesis cumple el objetivo de informar de todos los análisis estadísticos previos que se tienen que hacer a los datos para poder ser utilizados dentro de cualquier metodología, lo cual brinda una idea de lo complicado que puede llegar a ser los modelos avanzados a nivel operación y a

nivel sistemas, dada esta información se pueda tomar la mejor decisión basada en los recursos disponibles para poder desarrollar dicha metodología.

La muestra que se utilizará está compuesta por 10 índices de las principales economías mundiales tales como el IPC de México, el S&P500 de Estados Unidos, entre otros. El periodo que se va a analizar es el año 2020, el cual contiene la crisis mundial ocasionada por la pandemia causa del Covid19 que comenzó en diciembre de 2019. El periodo de mayor volatilidad se observa a finales del mes de marzo, teniendo el nivel más alto en abril, el resto del año se mantuvo con alta volatilidad comparada con el año anterior.

HIPÓTESIS

“Se presume que el modelo GARCH captura mejor los movimientos en los precios, por lo que podrías ser una medición más precisa para la volatilidad que el cálculo realizado con la desviación estándar”

El análisis de la volatilidad se convierte en un aspecto fundamental en los mercados mundiales, por lo que tener una correcta estimación es necesario, sin embargo, en la práctica no siempre es la mejor opción por cuestiones de procesos y de tamaño de los datos. Por lo que, se espera concluir que no siempre es necesario un modelo tan sofisticado.

CONTRIBUCIÓN E IMPORTANCIA

El presente trabajo contribuye desarrollando el camino para el cálculo de la volatilidad con modelos GARCH, mostrando desde el análisis de los datos hasta

las pruebas para comprobar que el modelo obtenido es adecuado para los principales índices mundiales, lo cual brinda una perspectiva de lo que está ocurriendo en el mundo durante el desarrollo de esta investigación, adicionalmente brinda una visión clara del impacto ocurrido en el mundo por la pandemia por COVID-19.

La hipótesis planteada permite entender la estructura de la metodología GARCH para el cálculo de la volatilidad, se desarrolla el cálculo estocástico para que se pueda comprender de una mejor manera de dónde salen los cálculos necesarios para dicho modelo, así como la estimación de parámetros mediante el método de máxima verosimilitud, pasando por la validación del modelo obtenido. Lo anterior, da una guía paso a paso para que este trabajo se tome como una guía para realizar una estimación completa de la volatilidad mediante modelos GARCH, así como concientizar que, aunque sea un modelo avanzado y se espere que tenga un mayor ajuste, no siempre es la mejor opción en la práctica, ya que es costoso en procesos y si se tiene un número muy grande de factores, computacionalmente se vuelve inoperable, por tal motivo optar por obtener la volatilidad mediante la desviación estándar, aunque no sea un modelo avanzado puede llegar a ser la mejor opción.

Tomando en cuenta lo planteado en los párrafos anteriores, este trabajo le brinda al lector las herramientas necesarias para determinar si un modelo avanzado es la mejor opción.

METODOLOGÍA

La presente tesis propone una metodología que integra una serie de pasos para poder tomar la mejor decisión al momento de estimar la volatilidad, con el objetivo

de que el lector pueda decidir si escoger un modelo tan sofisticado como el modelo GARCH es la mejor opción.

Para lograr dicho objetivo, se desarrolla la base teórica del modelo GARCH, pasando por un análisis de series de tiempo para lograr obtener los estimadores de los parámetros, los cuales posteriormente se resuelven mediante el método de máxima verosimilitud. Una vez obtenido la estimación pasa a la validación, la cual se puede hacer mediante análisis gráfico, como son los correlogramas, así como pruebas formales como los son Ljung-Box y Multiplicadores de Lagrange, con las que se pueden validar los estimadores mediante el no rechazo de la hipótesis que se quiere probar.

Anterior a lo mencionado en el párrafo que antecede se encuentra el tratamiento que se le tiene que dar a los datos para poder probar la metodología, ya que se tienen que analizar los datos mediante algunas herramientas gráficas que pueden ayudar a entender el comportamiento de estos, así como saber si dichos datos son aptos para calcular un modelo GARCH, tal es el caso de una gráfica con el comportamiento de los rendimientos para poder analizar si tuvieran alguna tendencia o si muestran un comportamiento estacionario. Por otro lado, se tiene el análisis de la distribución de los rendimientos, por si se tuviera una distribución normal. A pesar de que la información obtenida por los métodos gráficos es muy útil se tiene que comprobar con pruebas estadísticas formales.

Dentro del análisis estadístico de los datos, encontramos los principales parámetros que nos brindan información básica sobre el comportamiento de estos, tal es el caso de la media, desviación estándar, sesgo y curtosis; de los

cuales se puede descubrir de qué tipo de distribución se trata, así como la prueba Jarque Bera, la cual indica si los datos pertenecen a una distribución normal.

Posterior al análisis de los datos, se sigue una serie de pasos para poder realizar la estimación GARCH, los cuales constan de:

- Verificar que la serie es estacionaria mediante la Prueba de Raíces Unitarias.
- Estimar un modelo de media GARCH para la serie de rendimientos, con el fin de eliminar cualquier dependencia lineal en la serie.
- Utilizar los residuos estandarizados del modelo de media para probar los efectos de GARCH.
- Estimar un modelo de volatilidad si los efectos GARCH son estadísticamente significativos.
- Comprobar el modelo ajustado.

MARCO TEÓRICO

Congruente con los análisis anteriores y con el objetivo e hipótesis de la presente tesis, se revisan y analizan los principales enfoques teóricos sobre el estudio de la volatilidad. De acuerdo con Tsay (2005), el análisis de series de tiempo financieras es una disciplina muy empírica que se refiere a la teoría y práctica de la valoración de los activos en el tiempo. En este contexto la volatilidad que no es observable de un modo directo se refiere a la desviación o variación de los rendimientos del activo de interés en un período de tiempo ante determinados hechos; la cual es utilizada a menudo como una medida aproximada de riesgo.

La volatilidad de variables financieras se describe por Brooks (2008): “como el cálculo de la varianza o desviación estándar de los rendimientos de un activo para un período de tiempo específico. Esta varianza o desviación estándar puede considerarse como el pronóstico de volatilidad para períodos de tiempo en el futuro”.

En síntesis, siguiendo a Diebold (2007), la volatilidad es importante para el análisis y manejo de riesgo financiero, selección de portafolio, valoración de activos, y desarrollo de estrategias dinámicas de coberturas; constituyéndose en punto central de la econometría financiera. Si se puede predecir o pronosticar la volatilidad futura de los rendimientos diarios del mercado y lograrla introducir en un modelo teórico de valoración, cualquier valor obtenido será mejor que si fuera ignorada la volatilidad.

Un modelo no lineal en particular, en el uso generalizado de las finanzas, se conoce como un modelo ARCH (autorregresivo condicional heteroscedástico). Si la varianza de los errores no es constante, esto se conoce como heteroscedasticidad. Es poco probable que en el contexto de series de tiempo financieras la varianza de los errores sea constante en el tiempo y, por lo tanto, tiene sentido considerar un modelo que no asume que la varianza del término de error es constante, y que describa cómo evoluciona la varianza de los errores en un período de tiempo.

Otra característica importante de muchas series de rendimientos de los activos financieros que proporciona una motivación para la clase de los modelos ARCH, se conoce como conglomerados de volatilidad (*volatility clusters*) que describen cómo el nivel actual de la volatilidad, tiende a estar correlacionado de manera

positiva con su nivel durante los períodos anteriores o recientes. El pionero del desarrollo del modelo ARCH fue Engle (1982), quien al relajar el supuesto de independencia estadística permite obtener un modelo lineal que captura la dinámica de la volatilidad condicional, con una estructura particular tal como ARCH. A partir de modelación ARCH es posible modelar la característica de autocorrelación en volatilidad, permitiendo que la varianza condicional sea descrita por una función de los valores pasados del error cuadrático.

Hay que señalar que los modelos ARCH (q) rara vez son utilizados porque traen consigo las siguientes limitaciones:

- No resulta fácil decidir el número de rezagos (q), aunque se dispone de una prueba de razón de verosimilitud.
- El orden (q) para capturar la totalidad de la dependencia en la varianza condicional podría resultar muy grande, y esto daría lugar a un modelo poco parsimonioso.
- Los modelos ARCH suponen que los choques positivos y negativos tienen los mismos efectos sobre la volatilidad, ya que esta depende de los choques cuadráticos pasados. En la práctica se reconoce que hay asimetría.

Una extensión natural de un modelo ARCH (q) que supera algunos de estos problemas es un modelo GARCH. En contraste con el modelo ARCH, el modelo GARCH es muy utilizado en la práctica. De hecho, Bollerslev (1986) propone el modelo GARCH como una ampliación del modelo ARCH.

En el modelo GARCH, la volatilidad depende de sus propios rezagos. En general, un modelo GARCH (1,1) será suficiente para capturar las características de la

volatilidad en las series de rendimientos financieros. La varianza condicional está cambiando, pero la varianza no condicional de los errores será constante.

Vale la pena señalar que una de las debilidades entre otras de los modelos GARCH es la dificultad de capturar por completo los efectos *Leverage* (apalancamiento), entendidos como la reacción de la volatilidad a caídas o subidas del precio de la misma magnitud, pues el modelo GARCH asume que dicha reacción es simétrica, lo cual no sucede en la realidad, pues la volatilidad condicional reacciona más fuertemente ante una caída que ante una subida del precio en la misma magnitud.

No obstante, esta debilidad el GARCH captura el fenómeno de *Volatility Clusters*, es decir, agrupamiento de la volatilidad en períodos de alta volatilidad y períodos de baja volatilidad. Aunque los modelos univariados capturan las características estilizadas de la volatilidad, tienen una limitación por no considerar los movimientos conjuntos de volatilidad de varios mercados o activos diferentes; es decir, no es posible modelar las varianzas y su correspondiente correlación en forma simultánea. Por consiguiente, los modelos GARCH multivariados contribuyen en forma para solucionar dicha debilidad y para solucionar las dificultades de los modelos univariados. Sin embargo, el análisis en el presente trabajo sólo abarca los modelos univariados.

ESTRUCTURA DE LA TESIS

Este trabajo consta de cinco capítulos, en donde se expone la importancia de la volatilidad y la manera de calcularla.

En el capítulo I se revisa la importancia de la volatilidad en los mercados emergentes, tanto en sus rasgos generales, así como algunos datos sobre países emergentes.

En el capítulo II se presente toda la revisión de la literatura tanto para el modelo GARCH como de los mercados emergentes.

En el capítulo III se describe detalladamente la metodología GARCH, la cual incluye la estimación de los parámetros, así como la validación de dicho modelo.

En el capítulo IV se pueden consultar los resultados y el análisis de los mismos. Se presenta una serie de análisis sobre algunos índices y su volatilidad, así como las validaciones gráficas y econométricas para el ajuste del modelo, así como diferentes métodos para la validación.

Finalmente, en el capítulo V se encuentran las conclusiones y agenda para futuras investigaciones, lo cual ayuda al lector a entender las ventajas y desventajas de utilizar un modelo avanzado para el cálculo de la volatilidad.

TABLAS DE CONTENIDOS

ÍNDICE DE SIGLAS

ARCH	Modelo auto regresivo con heteroscedasticidad condicional
GARCH	Modelo autorregresivo generalizado condicional heteroocedástico
ARMA	Modelos autorregresivos de media móvil
Barcap	Benchmark utilizado ampliamente por inversionistas institucionales,
BSVP	Índice bursátil de Brasil
CALL	Opción de compra
CBOE	Índice bursátil de Estados Unidos
Covarianza	Covarianza matemática
DOW	Índice bursátil de Estados Unidos
E	Esperanza matemática
EE.UU	Estados unidos de América
EMBI	Emerging Market Bond Index (“EMBI”),
EMBI	Emerging Market Bond Index
FAP	Fondo de Ahorro de Panamá
FMI	Fondo Monetario Internacional
IBEX35	Índice bursátil de referencia de la bolsa española
IBEX35	Índice bursátil de España
IED	Inversión Extranjera Directa
IPC	Índice de precios al consumo
log	Logaritmo matemático
MD	Mercados desarrollados
ME	Mercados emergentes
MERVAL	Índice bursátil de Argentina
Mexder	Bolsa de derivados en México
MSCI	Ponderador estadounidense de fondos de capital inversión, deuda, índices de mercados de valores, de fondos de cobertura y otras herramientas de análisis de carteras.
NASDAQ	Índice bursátil de Estados Unidos
pbs	Puntos base
PIB	Producto Interno Bruto
PSI20	Índice bursátil de Portugal
Put	Opción de venta
R	Herramienta estadística
RMB	Instrumentos de renta fija de la moneda oficial de la república popular de china
RPC	República Popular de China
S&P500	Índice bursátil de Estados Unidos
SSCL	Índice bursátil de Latinoamérica
VaR	Varianza matemática

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1 índices principales mercados	45
Tabla 2 Estadísticas descriptivas de los índices de los principales mercados	60
Tabla 3 Prueba de raíces unitarias.....	62
Tabla 4 Significancia de los parámetros.....	64
Tabla 5 Estimación de parámetros con modelo GARCH	65
Tabla 6 Precio de una opción calculado con volatilidad GARCH	81
Tabla 7 Precio de una opción calculado con volatilidad histórica.....	81
Tabla 8 Comparación del precio real de una opción del IPC contra los modelos..	82

ÍNDICE DE GRÁFICAS

Gráfica 1 Crecimiento del PIB Nominal Comparativo (2001-2019)	24
Gráfica 2 Relación IED/PIB Nominal de los MEs (2001-2019).....	26
Gráfica 3 Spread Soberano de los MEs (EMBI).....	30
Gráfica 4 Comparativo SP&500 vs MSCI EM & MSCI ACWI.....	32
Gráfica 5 Producto interno bruto per cápita por país en América Latina y el Caribe en 2019(en dólares estadounidenses)	¡Error! Marcador no definido.
Gráfica 6 Impacto de la pandemia del coronavirus en el crecimiento del PIB en algunos países de América Latina según datos de abril de 2021 .	¡Error! Marcador no definido.
Gráfica 7 Rendimientos y función de densidad de rendimiento DJ	57
Gráfica 8 Rendimientos y función de densidad de rendimientos CBOE.....	58
Gráfica 9 Rendimientos y función de densidad de rendimientos NASDAQ.....	58
Gráfica 10 Rendimientos y función de densidad de rendimientos S&P500.....	58
Gráfica 11 Rendimientos y función de densidad de rendimientos IPC.....	58
Gráfica 12 Rendimientos y función de densidad de rendimientos PSI20	59
Gráfica 13 Rendimientos y función de densidad de rendimientos Merval	59
Gráfica 14 Rendimientos y Función de densidad de rendimientos IBEX35	59
Gráfica 15 Rendimientos y función de densidad de rendimientos BSVP	59
Gráfica 16 Rendimientos y función de densidad de rendimientos BMI	60
Gráfica 17 Correlogramas	63

CAPÍTULO I. VOLATILIDAD Y SU IMPORTANCIA PARA LOS MERCADOS EMERGENTES

1.1 INTRODUCCIÓN CAPITULAR

Uno de los principales retos planteados por los mercados financieros en los últimos años es la globalización. Durante la década de los noventa la importancia de los mercados financieros internacionales ha aumentado más que proporcionalmente con respecto a los mercados nacionales, siendo dichos mercados, en este momento, piezas fundamentales para cualquier gestor financiero.

Esta creciente importancia viene propiciada, en gran medida, por la búsqueda de distintos caminos hacia una mayor rentabilidad y cobertura de riesgos en las diferentes carteras (nuevos productos derivados, mercados emergentes, etc.) como consecuencia de la elevada volatilidad por la que están pasando los mercados, desde el punto de vista del precio (cotización acciones, tipos de interés, etc.) y del tipo de cambio. De esta forma cobra mayor relevancia la diferenciación entre mercados financieros desarrollados y mercados financieros en vías de desarrollo o Mercados Emergentes (ME).

La volatilidad en ME ayuda a incrementar la operatividad de los mercados, ya que los extranjeros realizan operaciones para lograr generar rendimientos mayores que en sus mercados de origen, logrado un arbitraje exitoso.

Uno de los factores que provocan este alto nivel de volatilidad es la inestabilidad política, ya que suele dejar expectante al inversor ante la situación futura y contribuye a su retirada del mercado hasta un mejor momento. El

desconocimiento de la política económica a aplicar por un gobierno inestable podría dar lugar a situaciones como la nacionalización de empresas, con el consiguiente riesgo para los inversores privados. En relación con este factor cabe citar que las bolsas orientales son más estables que las de otras economías emergentes, como las sudamericanas. También, contribuye al alejamiento de los inversores extranjeros la incoherencia entre políticas económicas como la fiscal y la monetaria, provocando inestabilidad económica, así como los altos niveles de inflación y la sobrevaloración de los tipos de cambio.

Por otra parte, en los mercados emergentes existentes suelen ser muy concentrados y, por tanto, estrechos, lo que significa que los valores de las empresas de mayor tamaño tienen una alta tasa de capitalización y las mismas cotizan en muy reducido número. Esto dificulta la capacidad de eliminación del riesgo al intentar diversificar una cartera de valores dentro del mercado. Asimismo, en los ME existe mayor correlación que en los mercados desarrollados (MD), entre la rentabilidad mensual y la volatilidad. (FAP, 2021).

1.2 INVERSIONES EN MERCADOS EMERGENTES

Las inversiones en ME representan aquellas clases de activos (ej., bonos, acciones, etc.) emitidos por países (y empresas dentro de estos) que cuentan con un elevado potencial de crecimiento económico (medido por el Producto Interno Bruto o “PIB”) o que actualmente están en pleno desarrollo económico. Dicho crecimiento económico se identifica por alta inversión extranjera directa, avances de industrialización, urbanización, fortalecimiento de sus organismos reguladores, transparencia fiscal, y una clase media ascendente. A pesar de la diversidad

entre ellos, los MEs comparten algunos de los siguientes pilares para ser clasificados como emergentes. Fondo de Ahorro de Panamá (FAP, 2021)

- Alto potencial de consumo;
- Crecimiento económico acelerado comparado con los países desarrollados;
- Ingreso per cápita por debajo del promedio mundial;
- Mercado laboral poco desarrollado;
- Susceptibilidad al riesgo cambiario de su moneda, volatilidad de las materias primas o shock económico externos; y
- Alta sensibilidad (volatilidad) debido a la inestabilidad política o a los desastres naturales.

De acuerdo con el índice accionario MSCI, los cinco principales EM son: Brasil, Rusia, India, La República Popular de China (“RPC”) y Sudáfrica. Fondo de Ahorro de Panamá (FAP, 2021).

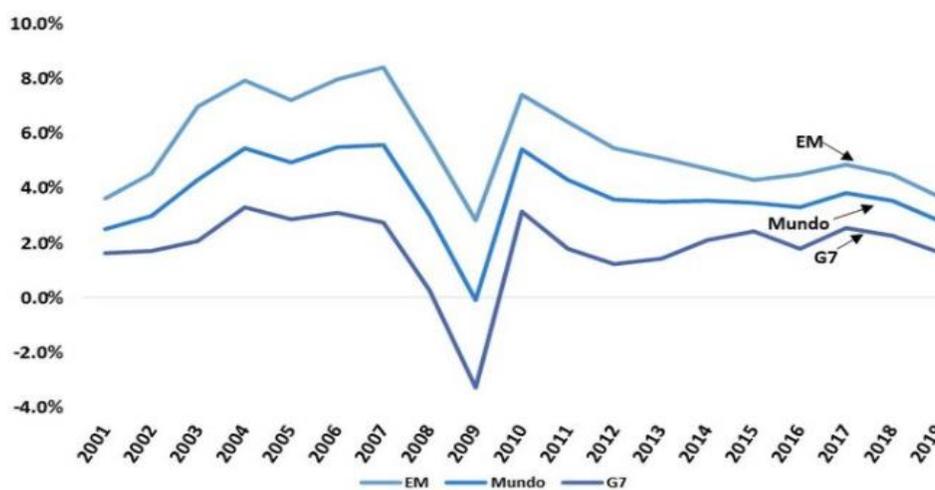
Analizando el caso de México como economía emergente se tiene que se desmarca totalmente de los otros de su grupo. Los principales factores diferenciadores son su localización y las peculiaridades de su economía, llamativamente entrelazada con la de América del Norte; hasta el punto de que la recuperación económica de esta última está causando un efecto directo sobre la otra. EAE Business School (2021).

Por otro lado, en el clima de la pandemia en México los inversionistas continuarán centrando su atención en la evolución de la pandemia del COVID-19, ya que esta causando volatilidad en el mercado, lo que es atractivo para los inversionistas del

mercado financiero. Asimismo, en el mercado financiero mexicano se ha estado palpando una preocupación por la evolución que está teniendo el número de empresas mexicanas enlistadas en la Bolsa Mexicana de Valores (BMV), (a la fecha tiene 145 emisoras, de las cuales 140 son mexicanas y 5 extranjeras), dado que en el último año se ha mencionado la salida de empresas como IEnova, Biopappel y Lala. Es importante mencionar que no es un tema sólo de México, en otros mercados emergentes como Brasil también se está observando el mismo proceso de achicamiento del número de empresas locales cotizadas, teniendo a la fecha menos de 340, dado que en el periodo de 1995 a 2019 han salido más de 400. El Financiero (2021).

Un estudio realizado en 2019 por el Fondo Monetario Internacional, muestra el crecimiento del PIB en mercados emergentes comparado con el PIB del resto del mundo, en la Gráfica 1 se puede observar que el PIB de mercados emergentes crece con mayor rapidez y mayor magnitud que en mercados maduros.

PIB *Gráfica 1. Crecimiento del PIB Nominal Comparativo (2001-2019)*



Fuente: Fondo Monetario Internacional

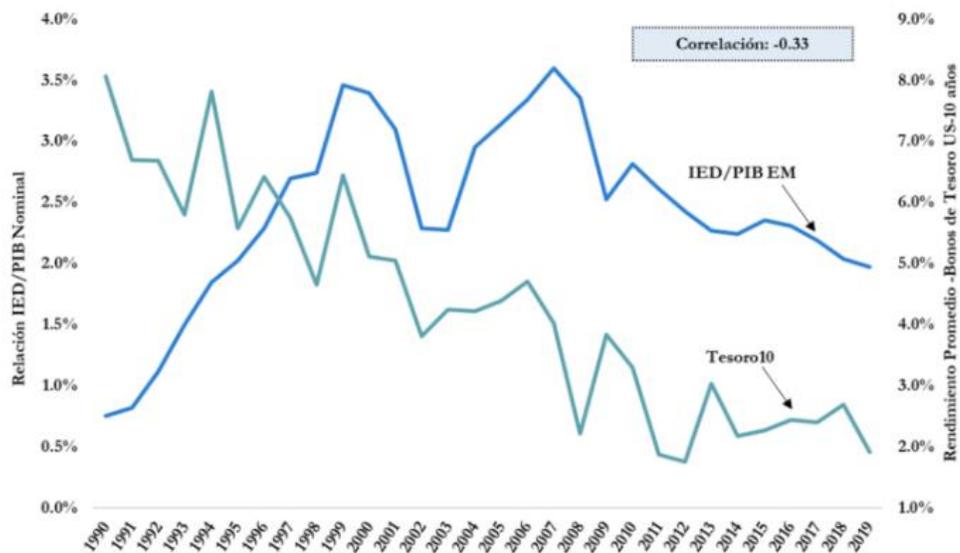
Una variable ampliamente utilizada para medir los flujos de capitales de inversión hacia un país extranjero es la Inversión Extranjera Directa (“IED”). En el caso particular de los MEs, este indicador económico ha tomado relevancia debido a su impacto en el aceleramiento del crecimiento económico y la globalización.

En la actualidad los principales agentes de IED son las empresas multinacionales, las cuales generalmente presentan las siguientes motivaciones para invertir en los MEs: a) la obtención de materia prima; b) mano de obra de bajo costo; c) fusiones/adquisiciones; d) acceso a mercados de consumo; e) diversificación de inversiones; y f) rendimientos potenciales.

En la práctica la IED hacia los ME contribuye a generar empleo, aumentar la productividad, la transferencia de conocimientos especializados y tecnológicos. La IED por consiguiente es una de las principales fuentes de financiamiento para los MEs.

La relación IED/PIB Nominal de los MEs se incrementa partir de la década de los 90. Este fenómeno guarda estrecha relación con la aplicación de un conjunto de reformas sugeridas por el Fondo Monetario Internacional a los países azotados por la crisis financiera en los años ochenta. Dicho paquete de medidas involucra la reducción de la inversión en el sector público y la liberalización comercial/financiera.

Gráfica 2. Relación IED/PIB Nominal de los MEs (2001-2019)



Fuente: Fondo Monetario Internacional

En la gráfica 2 se puede observar que existe una correlación negativa entre la relación IED/PIB Nominal de los MEs y el rendimiento de los bonos del tesoro de EE.UU con vencimiento en 10 años (“Tesoro10”). Esto significa que, históricamente, los MEs tienden a recibir más flujos de capitales cuando las tasas de interés se sitúan en niveles bajos en EE.UU.; la causa de la búsqueda de mayores rendimientos por parte de los inversionistas de MEs.

De acuerdo con estudios citados por el Fondo Monetario Internacional (FMI), los episodios de mayores aumentos en los flujos netos de capital a las economías emergentes han ocurrido durante periodos caracterizados tanto por bajas tasas de interés globales como por una menor aversión al riesgo. En efecto, aunque los mercados financieros internacionales han enfrentado un prolongado entorno de incertidumbre a raíz de la crisis financiera que continúa hasta la fecha, la búsqueda de rendimientos por parte de los inversionistas ha derivado en

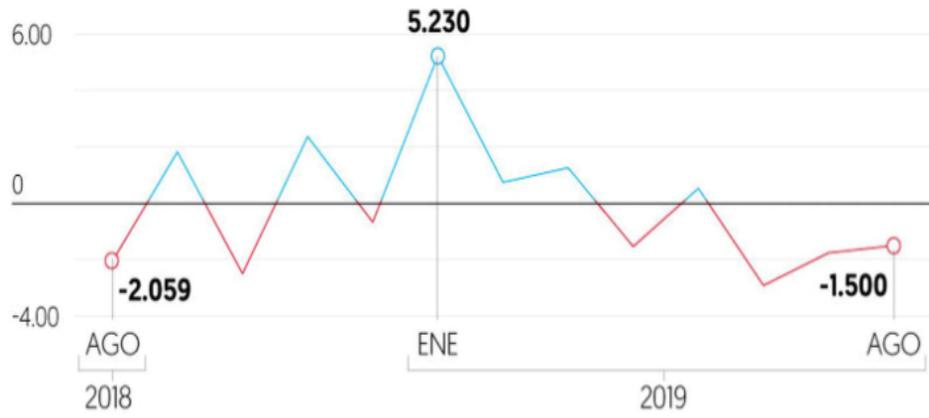
importantes flujos netos de capital hacia las economías emergentes en los últimos.

En México en el año 2019 en México, anterior a la pandemia, los flujos de capitales del exterior a México reportaron tres meses consecutivos a la baja, al disminuir sus posiciones tanto en el mercado accionario como en el de instrumentos de deuda denominados en pesos y negociados en el mercado local. Los inversionistas extranjeros redujeron en 6 mil 170 millones de dólares sus posiciones en el mercado accionario y de deuda en México de junio a agosto de este año, con base en datos del Banco de México.

“La salida de capitales extranjeros del mercado financiero en México es una tendencia que se está dando a nivel global en los mercados emergentes, aunque también explicado por factores de origen local como el estancamiento económico y la disminución en los diferenciales de tasas de interés”, sostiene Jacobo Rodríguez, director de análisis financiero en Black Wallstreet Capital. El Financiero (2019).

En términos mensuales, se observó un máximo en la inversión extranjera de portafolio en enero de 2019 con un flujo positivo de 5 mil 230 millones de dólares, para mostrar posteriormente una tendencia de baja que lo transformó en una salida mil 500 millones en agosto de ese año. Mismos que se observan en la gráfica 3.

Gráfica 3. Flujos de capital extranjero al mercado accionario y de deuda
(Miles de millones de dólares)



Fuente: Banco de México

La pandemia ha propinado el golpe más grave a la economía internacional desde la Segunda Guerra Mundial, provocando el conjunto más amplio de recesiones sincronizadas que se ha observado en el mundo desde 1870. Los mercados emergentes y las economías en desarrollo han sufrido salidas de capital sin precedentes.

Los flujos de IED (Inversión Extranjera Directa) han sido durante mucho tiempo un pilar fundamental de los países en desarrollo, constituyendo normalmente la principal fuente de financiamiento externo, superando a la asistencia oficial para el desarrollo o las corrientes de inversiones de cartera, serán cruciales para la recuperación de la crisis provocada por la pandemia (Pazarbasioglu, 2020).

1.3 RENTA FIJA (BONOS) EN LOS MERCADOS EMERGENTES

Desde la perspectiva de oportunidades de rentabilidad, y a pesar de la volatilidad inherente de los MEs, los mercados de renta fija (bonos) enfocados en MEs, son atractivos para los inversionistas desde el punto de vista de los rendimientos (yields) potenciales que ofrecen y su poder de diversificación.

También es importante resaltar el componente de liquidez que aportan los creadores de mercado (*market makers*) como: aseguradoras, fondos de pensiones, los bancos, inversionistas particulares y los *family offices*; que individualmente mantienen un grado de sensibilidad al riesgo diferente (aversión al riesgo).

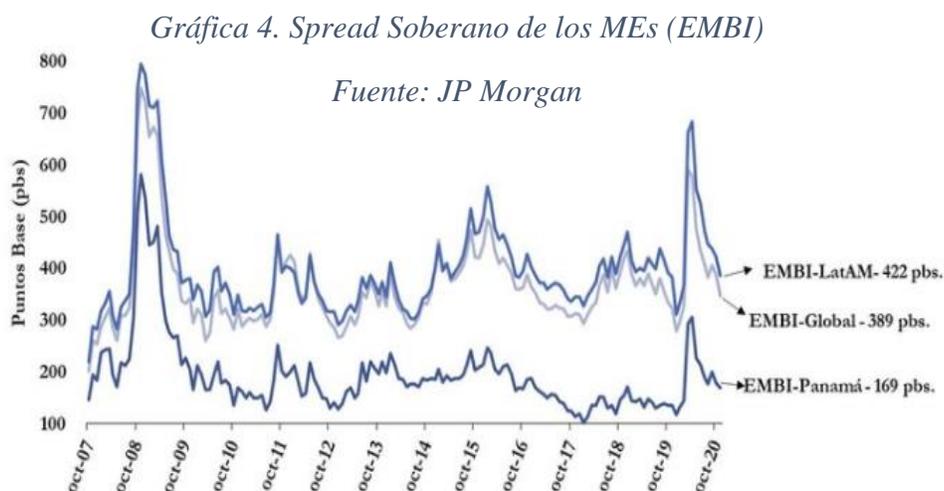
Un dato importante es que, al cierre del año 2020, el mercado de renta fija de la RPC (República Popular de China) ascendió a USD 13.5 trillones de dólares, lo que lo llevó a ser categorizado como el segundo mercado de renta fija más grande del mundo, solamente después de los EE.UU. Fondo de Ahorro de Panamá (FAP, 2021).

La importancia de RPC dentro de los mercados internacionales de renta fija cada día cobra más valor. Por esta razón en el año 2018, Bloomberg LP anunció la incorporación de instrumentos de renta fija denominados en Renminbi (“RMB”), moneda oficial de la RPC, dentro del índice Bloomberg Barclays Global Agg (“Barcap”). El Barcap es un benchmark utilizado ampliamente por inversionistas institucionales, incluyendo el FAP, para inversiones en renta fija global diversificada (FAP, 2021).

Un indicador ampliamente utilizado para medir el potencial de rentabilidad de los instrumentos de renta fija de los MEs a través del diferencial/prima entre el rendimiento que los inversionistas exigen a los bonos del tesoro de EE.UU (libre de riesgo) y el exigido a los bonos de cualquier otro país se denomina Spread Soberano. El principal indicador utilizado para medir este diferencial/prima en relación con los ME es el Emerging Market Bond Index (“EMBI”), el cual es calculado por la institución financiera JP Morgan.

En los mercados financieros, el EMBI es ampliamente utilizado como una variable para medir el riesgo soberano. Este diferencial se expresa en puntos básicos (“pbs”). Una medida de 100 pbs significa que el gobierno estaría pagando un punto porcentual (1%) por encima del rendimiento de los bonos libres de riesgo. Los bonos más riesgosos pagan un interés más alto, por lo tanto, el *spread* de estos bonos respecto a los bonos del tesoro de EE.UU es mayor. Esto implica que el mayor rendimiento que tiene un bono riesgoso es la compensación por existir una mayor probabilidad de incumplimiento (“*default*”).

En la gráfica 4 se pueden observar que el riesgo soberano global mantuvo el mayor incremento en la crisis de 2008, así como en 2020 derivado de la pandemia.



1.4 RENTA VARIABLE (ACCIONES) EN LOS MERCADOS EMERGENTES

Los títulos de renta variable (acciones corporativas) corresponden a una fracción en la participación de propiedad de una compañía. Su rentabilidad está estrechamente relacionada con el desempeño de la compañía, sus ganancias/pérdidas y a las variaciones en la cotización del título en la bolsa de valores.

Según el informe de Mercados Internacionales (1900-2020) de Credit Suisse, los MEs pasaron a representar el 14% de la capitalización total del mercado de valores mundial.

En la práctica se ha demostrado que, en el largo plazo, el desempeño de la renta variable emergente es una fuente de diversificación debido a su baja correlación con los mercados accionarios desarrollados.

Las empresas dentro de los MEs se caracterizan por tener mercado de consumo por explotar, un crecimiento económico acelerado y con proyecciones de crecimiento hacia el futuro. Desde la óptica empresarial esto se traduce en grandes oportunidades de inversión en los mercados de renta variable.

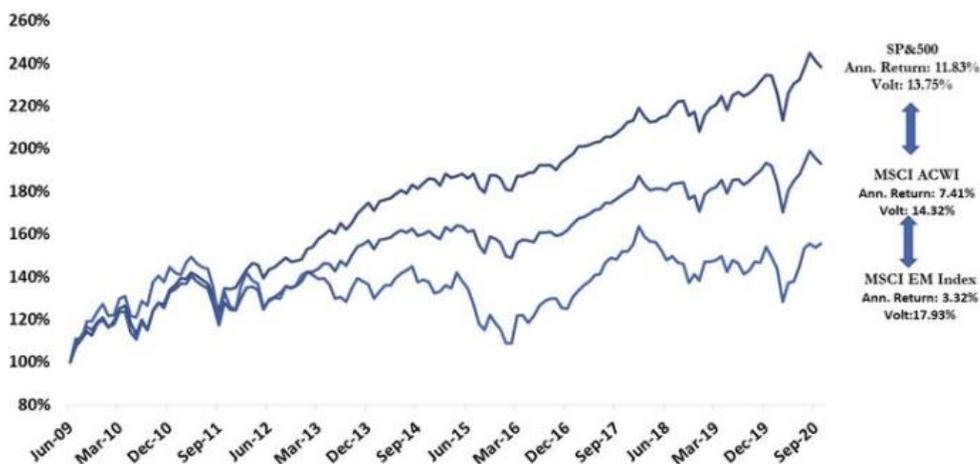
El apetito por estos rendimientos potenciales incrementa la demanda por títulos de renta variables (acciones corporativas) de los ME, lo que hace que crezcan por valorización, sumado a las ganancias proyectadas hacia el futuro en torno a dividendos y distribuciones.

Desde la perspectiva de un inversionista global, con un horizonte de inversión a largo plazo y con aversión al riesgo moderada es recomendable mantener un portafolio que incorpore una porción de acciones de mercados desarrollados y una

porción de ME, debido a su efecto de diversificación. Es importante tomar en cuenta que no se está considerando el efecto de los costos de cobertura y de transacción, los cuales son altos en los MEs debido a la poca liquidez de sus monedas y el poco desarrollo de sus mercados de capitales.

En la gráfica 5 se puede observar un comparativo entre el rendimiento obtenido en tres principales índices del mercado, el MSCI EM es un índice que captura los movimientos en los mercados emergentes, mientras el MSCI ACWI representa la evolución de los mercados mundiales, por otro lado tenemos al ya conocido S&P500, el cuál es uno de los principales índices en Estados Unidos de América; el comparativo muestra la clara tendencia de los mercados a nivel mundial, ya que se observa que los tres índices han mantenido un incremento a lo largo del tiempo con una importante caída en 2020 derivado de la pandemia.

Gráfica 5. Comparativo S&P500 vs MSCI EM & MSCI ACWI



Fuente: Fondo de Ahorro de Panamá

1.5 VOLATILIDAD DE LOS MERCADOS BURSÁTILES DE AMÉRICA LATINA

Una de las características de las economías latinoamericanas es su elevada volatilidad macroeconómica, por ello, resulta interesante conocer los factores explicativos de este fenómeno y las opciones de política económica con las que cuentan las autoridades económicas para hacer frente a sus efectos perjudiciales.

En los años noventa, América Latina registró una modesta recuperación tras la «década perdida» de los ochenta. El PIB per cápita creció a un ritmo anual en torno al 1,5 por 100, después de haber caído en los ochenta, y la recuperación alcanzó a la mayoría de las economías principales de la región. El aumento del ritmo de crecimiento fue significativo en algunos países que han llevado a cabo reformas económicas extensivas, tales como Chile, Perú, Bolivia y El Salvador, mientras que otras economías más atrasadas en sus reformas estructurales (tales como Ecuador o Paraguay) registraron crecimiento negativo.

No obstante, existe una preocupación generalizada por el alto grado de volatilidad macroeconómica. Y esta preocupación parece ir acompañada por una creencia bastante difundida de que la volatilidad se ha acrecentado como consecuencia de las reformas estructurales y el consiguiente aumento del grado de integración comercial y financiera de los países de la región en la economía global. Que la volatilidad constituya una fuente de preocupación en América Latina no es sorprendente.

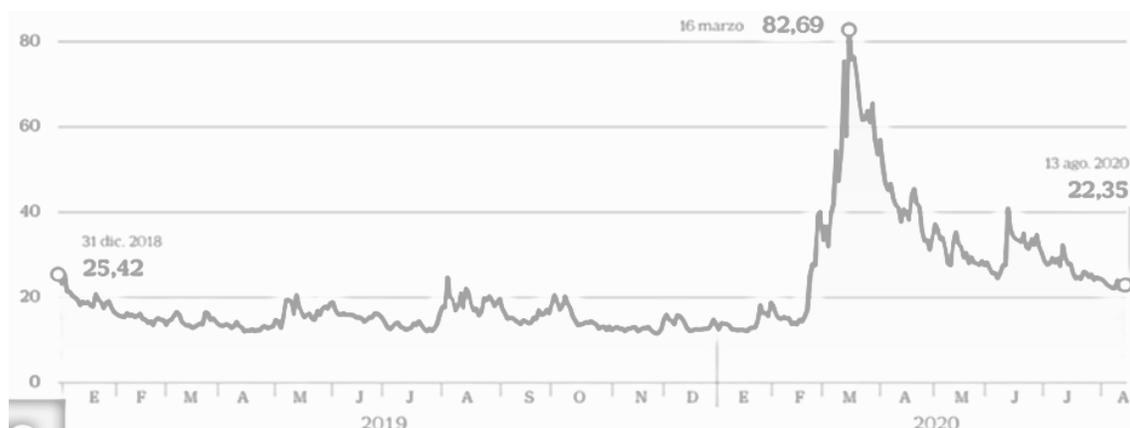
Como postula la teoría económica, el bienestar de los actores económicos no depende sólo de su nivel de vida, sino también del grado de certidumbre de éste. La historia reciente de la región, salpicada de auges y recesiones, justifica

el hecho de que la variabilidad de la renta y el empleo se haya convertido en una preocupación importante para los trabajadores y familias de América Latina y, en especial para los segmentos más pobres de la población, que disponen de medios más precarios para hacer frente a los vaivenes de la economía. En definitiva, esto pone de manifiesto la importancia que tiene para el bienestar económico en la región identificar las causas de la volatilidad y diseñar políticas apropiadas para reducirla (FAP, 2021).

Abordando la medición de la volatilidad, el índice VIX, creado por la Chicago Board Options Exchange (CBOE) en 1993, mide las expectativas del mercado en cuanto a la volatilidad futura. Así, los datos que nos ofrece sirven para probar la incertidumbre del mercado, la cual se puede observar en la gráfica 6, en esta se puede observar una serie de picos en el año 2020, lo cual representa una alta en la volatilidad derivada de la pandemia, la volatilidad más alta alcanzada fue en el mes de marzo, que fue el inicio de la pandemia por COVID 19. Cabe señalar que este comportamiento fue generalizado en todos los mercados, incluido el mexicano, lo cual se puede confirmar en este trabajo.

Gráfica 6. Comportamiento del índice VIX

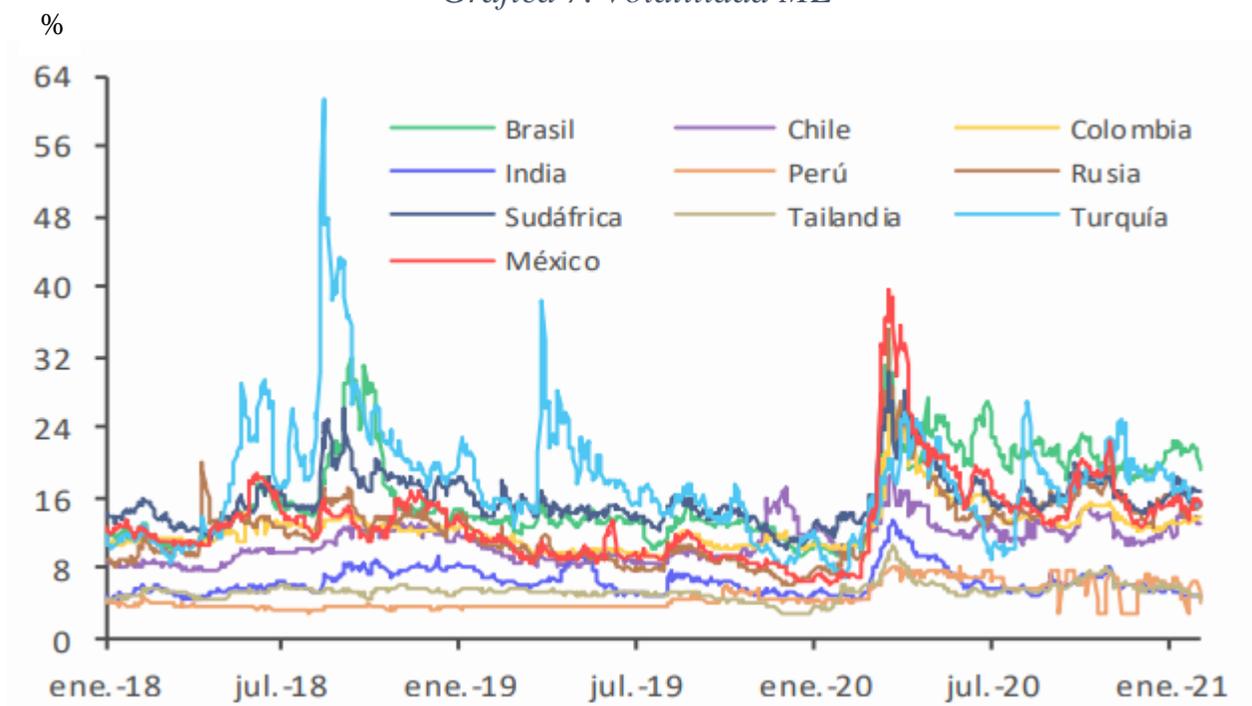
Puntos porcentuales



Fuente: Bloomberg

En el caso particular de algunos mercados emergentes, la gráfica 7 muestra que, en el caso de Turquía, la mayor volatilidad presentada fue en marzo de 2020, lo cual presenta consistencia con los presentado en la gráfica 6 a nivel global. En el caso de México, se observa claramente que el año 2020 representó una volatilidad con niveles históricos.

Gráfica 7. Volatilidad ME



Fuente: Bloomberg

1.6 CONCLUSIÓN CAPITULAR

Dada toda la información anterior, se puede concluir que la volatilidad en los mercados emergentes juega un papel de doble filo. Por un lado, ayuda a atraer

inversión extranjera, ya que a mayor nivel de volatilidad las ganancias para los inversionistas son mayores. Por otro lado, una creciente volatilidad se traduce en un mercado no estable y con políticas económicas no muy apropiadas. Por lo anterior, se podría decir que un prolongado aumento en la volatilidad de los mercados emergentes no es una buena señal a largo plazo. Lo que se debería buscar es mantener los niveles de volatilidad para brindar confianza a los mercados extranjeros.

CAPÍTULO II. REVISIÓN DE LA LITERATURA

2.1 LA VOLATILIDAD EN LOS MERCADOS

La volatilidad es el principal jugador en los mercados mundiales, este elemento es el responsable de la rentabilidad de los mercados, y es lo que ayuda a que los mercados emergentes atraigan inversión, ya que al existir mayor volatilidad las ganancias obtenidas pueden ser mayores dando oportunidad al arbitraje tal y como lo menciona Divecha, Drach y Stefek (1992).

Al tener riesgos asociados, se suele ver como un enemigo de las inversiones. Sin embargo, así como las variaciones en los mercados financieros pueden afectar negativamente la rentabilidad, también pueden influir muy positivamente en ella. Aunque el nivel de volatilidad registrado en el pasado normalmente se mantiene en el futuro, el comportamiento podría cambiar. Esto es porque depende de varios factores o riesgos. Habitat (2020) plantea que una forma inteligente de gestionar los efectos de estas variaciones es diversificando las inversiones. Por otro lado, Hijazo (1994) aborda la inversión en bolsas de países emergentes, lo cual implica la oportunidad de obtener mayores ganancias, ya que existe oportunidad de arbitraje. Mientras que Jiménez (1993). Menciona las principales características de los mercados emergentes, así como los riesgos inherentes y los procesos para el desarrollo del mercado.

En la actualidad se vive una crisis mundial ocasionada por un virus que se propagó en el año 2020, lo cual causó movimientos abruptos en los mercados, ya que como menciona Lanzagorta (2020), hoy vivimos en un mundo globalizado e interconectado. Esto significa que los países no son autosuficientes: dependen de

otros para producir bienes o servicios, lo que desembocó en que el virus afectó directamente en los mercados.

En palabras de Zúñiga (2020), la pandemia trae a las economías de los países emergentes tres desafíos: i) una reducción acusada del crecimiento mundial, una profunda caída en el precio de las materias primas y un fuerte aumento de las salidas de capital y flujos financieros. ii) Según las estimaciones del FMI, el PIB promedio de los países emergentes pasará de crecer un 3,7% en 2019 a un -1% en los años posteriores a la pandemia. iii) Es fácil que la volatilidad aumente en el mercado de renta fija y de renta variable debido al freno de la economía global, el coronavirus y la caída de los precios del petróleo. Groupama AM, UBS AM, Bank of America y Lazard Asset Management comparten su visión macro sobre los mercados emergentes y sus activos.

Asimismo, Rodríguez (2019), plantea que los mercados emergentes (ME) están en medio de una transformación estructural. Dado que muchas economías de los ME se han movido hacia arriba en la cadena, la composición de sus mercados de renta variable ha variado, primero hacia las manufacturas y servicios, siendo la tecnología uno de los sectores de más rápido crecimiento.

La importancia del estudio de los mercados bursátiles de un país, radica en que éstos reflejan el comportamiento de la economía del mismo, además de ser uno de los principales insumos para la toma de decisiones financieras; como lo afirman Bekaert, Harvey y Lumsdaine (2002).

Los países Latinoamericanos cuya economía es considerada emergente, están creciendo a ritmos más rápidos que las economías desarrolladas por lo tanto enfrentan desafíos y riesgos diferentes según el Fondo Monetario Internacional (2011). La liberación de los mercados financieros que ha caracterizado a estos países ha permitido el desarrollo económico, de la banca y de la bolsa; el cual se ve reflejado en el rápido crecimiento de Colombia, Perú, Chile, Argentina, Brasil y México; como lo afirman Cheng, Firth y Meng Rui (2002), Diamandis y Drakos (2011) y Herrera y Benavidez (2009), lo cual los hace destino de inversionistas tanto locales como internacionales, tal y como lo menciona Bekaert, Harvey y Lundblad (2001), Henry (2000) y Bekaert y Harvey (2000).

Uno de los principales intereses de los inversionistas, consiste en conocer a profundidad el comportamiento de las series financieras asociadas a los mercados bursátiles, en los cuales el pronóstico de los rendimientos de las acciones e índices ha sido un problema importante tanto en finanzas como en econometría ya que apoya las diferentes decisiones de inversión, tal como señala Sheu y Wei (2011), Khashei y Bijari (2010), Bauwens, Laurent y Rombouts (2006), Hajizadeh y Zarandi. (2012) y Carvalhal y Mendez (2008).

Según los equipos de inversión de Franklin Templeton (2020) en las perspectivas de inversión sobre el coronavirus y la volatilidad había muchas preocupaciones de cara al 2020, el surgimiento del virus COVID-19 está demostrando que es quizás el acontecimiento "Cisne Negro" más importante al que se enfrentan los inversionistas desde el colapso de Lehman Brothers en 2008. A medida que el virus sigue propagándose en todo el mundo, el miedo y la incertidumbre se han apoderado de los mercados mundiales, lo que ha dado lugar a una volatilidad impresionante y a menudo sin precedentes.

En México existe el Índice de Volatilidad México, VIMEX, está diseñado para medir las expectativas de volatilidad que los inversionistas tienen del Índice de Precios y Cotizaciones (IPC) de la Bolsa Mexicana de Valores. El IPC es el principal referente del mercado accionario mexicano ya que en su conjunto representa el 70% del valor de mercado de renta variable local.

En relación con México, Serrano (2020) menciona que la economía mexicana se ha mostrado resiliente ante los episodios de turbulencia financiera y salida de capitales de los mercados emergentes que han impactado el entorno global. Este comportamiento obedece a importantes razones que fortalecen su actuación en momentos de volatilidad que impactan en la economía mundial y le permiten estar mejor preparado frente a otros países emergentes.

Por otro lado, Ojeda (2020) menciona que se ha observado a gran parte de los principales índices accionarios a nivel global recuperar terreno e incluso a algunos superar niveles pre-COVID, como es el caso del Nasdaq y el S&P500. No obstante, la volatilidad regresó a los mercados el mes de septiembre y se ha visto a los índices retroceder en su recuperación, como es el caso del Nasdaq que se ajustó desde sus máximos hasta un -13.5% y al S&P500 un -9.6%. Así también se ha notado el fin de la racha ganadora del súper peso mexicano, en donde después de una contundente recuperación de más de 17%, pasó de marzo a septiembre de \$25.20 a \$20.89 pesos por dólar y volvió a cotizar arriba de \$22.50 pesos, esto significa una depreciación de más de 8%, lo cual confirma que la incertidumbre y nerviosismo siguen presentes en los mercados y buscan al dólar como moneda refugio ante la incertidumbre.

Por lo cual Ojeda (ibid., 2020), menciona que ante un ambiente incierto y un mercado tan volátil, la mejor respuesta es la diversificación, o lo que se le conoce coloquialmente como “poner los huevos en diferentes canastas”, es decir, colocar el patrimonio en diferentes tipos de activos, tanto direccionales como compensadores. Teniendo activos no correlacionados en el portafolio, hay que ir más allá de la clásica construcción del portafolio a través de instrumentos de deuda y renta variable, incluyendo también materias primas, instrumentos dolarizados, fondos de rendimiento absoluto, bienes raíces, instrumentos de inversión alternativos (como notas estructuradas, *warrants* y capital privado) y una adecuada diversificación geográfica.

2.2 MODELOS DE MEDICIÓN DE LA VOLATILIDAD

Antes de entrar a la medición de la volatilidad se tiene que hablar de la identificación de tendencias es las series de tiempo. Las series de tiempo financieras pueden presentar inestabilidad estructural, la cual puede dividirse en dos: cambios en la varianza y cambios en la media de la serie; dentro de la primera se encuentran los cambios de volatilidad de la serie de rendimientos y la segunda considera los cambios de nivel de las series tal y como lo menciona Lettau y Van Nieuwergurgh (2008).

La identificación de cambios estructurales en la media de las series financieras y su implicación en el pronóstico de los rendimientos es demostrado por Pesaran y Timmermann (2004), quien enfatiza la importancia de escoger la muestra adecuada para hacer pronósticos, por lo que los investigadores han utilizado diferentes técnicas para identificar intervalos homogéneos, como la función de densidad espectral de las series, tal y como lo presentan Catalin y Granger (2005).

Por otro lado, las investigaciones para identificar cambios estructurales en series de rendimientos demuestran que los cambios en la media tienen importantes efectos en la estimación y posterior pronóstico de los modelos tal y como lo menciona Lettau y Van Nieuwergurgh (2008), Hans Franses, Van der Leij y Richard Paa (2002). Las investigaciones son amplias acerca de las pruebas para identificar los cambios en la media, la cual se puede identificar en las investigaciones de Sen y Srivastava (1975), Haukins (1977), Worsley (1979) y James, James y Siegmund (1987).

En cuanto a los modelos para el cálculo de la volatilidad, se puede decir que comenzaron con los modelos ARCH, sin embargo, se descubrieron desventajas relevantes en estos modelos, que han dado lugar a un gran número de extensiones de estos, como los modelos GARCH, los cuales facilitan el modelado y pueden ajustar mejor los datos, tal y como se menciona Amate (2018).

Dado lo anterior, los modelos que se han utilizado para las series financieras, están centrados principalmente en el estudio de los rendimientos y de la volatilidad futura de las acciones y/o índices bursátiles, la cual es definida como la desviación estándar condicional de la serie financiera. Dada su importancia se han identificado las siguientes categorías de modelos de pronóstico de volatilidad que usan información histórica: La familia de Modelos GARCH (Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedastic Models), cuya evolución explicada por Bollerslev, Chou y Kroner (1992) y sus aplicaciones en las series financieras por Diebold y Lopez (1995), expresan que la principal preocupación del investigador, se encuentra en cómo los posibles indicadores o propiedades que se identifiquen, pueden mejorar el poder del pronóstico y proporcionar información

adicional acerca del comportamiento en el tiempo de las acciones y/o índices bursátiles.

Según Srinivasan (2011) los modelos autorregresivos de varianza condicional, ARCH (Autorregressive Conditional Heterocedasticity) han sido comúnmente usados para describir y pronosticar los cambios en la volatilidad de los rendimientos de las series de tiempo financieras. El primer modelo de esta familia es presentado por Engle (1982), quien explica la dependencia lineal de la varianza; posteriormente Bollerslev (1986) amplía el trabajo de Engle con el modelo GARCH (Generalized Autorregressive Conditional Heterocedasticity) que permite componentes autorregresivos y de promedio móvil en la varianza. Engle y NG (1993) Bekaert y Wu (2000) y Wu (2001) muestran evidencia empírica de que una de las características que exhibe la volatilidad es su comportamiento asimétrico frente a las alzas y bajas de los precios de un activo financiero.

Para la medición de la volatilidad es importante contar con un modelo que se adapte correctamente al problema a resolver. Por lo que, se espera comparar los modelos GARCH y la volatilidad histórica para obtener la mejor estimación de la volatilidad de los precios de una acción, para posteriormente calcular el precio de una opción de compra y venta de dicha acción.

Los modelos GARCH multivariados permiten conocer este tipo de relaciones, autores que proponen este tipo de modelización son: Bollerslev (1990), Longin y Solnik (1995), Karoyi y Stulz (1996) Engle (2002), Harvey, Ruiz y Shepard (1994), entre otros. Una revisión muy completa a la literatura sobre este tipo de modelos

la ofrecen Bawens, Laurent y Romboust (2006) desde el punto de vista de la econometría.

Sobre los modelos autorregresivos algunos estudios como los de Bollerslev (1986), permiten conocer más sobre estos modelos desde el punto de vista estadístico.

Respecto a los supuestos estadísticos para la revisión de las series de tiempo se tiene que Engle (1982), muestra una línea a seguir para asegurarse que los datos cumplen con los supuestos del modelo.

En cuanto a la investigación relacionada con el uso del paquete estadístico R, Development Core Team (2009), da una clara explicación de cómo aplicar los modelos en este programa. Mientras que Venables y Smith (2009), da los principios a seguir para tener una breve introducción al programa antes de conocer las características de cualquier modelo.

CAPÍTULO III. DATOS Y DESCRIPCIÓN DE LA METODOLOGÍA

3.1. DATOS

Los datos se eligieron con base a la importancia en el mercado global, por tal motivo se eligieron 4 índices del mercado estadounidense, dado que este representa la mayor operación mundial. Por otro lado, se eligieron algunos mercados emergentes (ME) de Europa y Latinoamérica para poder ver el comparativo con el mercado local, lo anterior derivado del enfoque e importancia que se le dio a los ME en este trabajo.

Los datos son los siguientes índices:

Tabla 1 índices principales mercados

Índice	País
IBEX35	España
BSVP	Brasil
MERVAL	Argentina
IPC México	México
PSI20	Portugal
S&P500	Estados Unidos
NASDAQ	Estados Unidos
CBOE	Estados Unidos
DOW	Estados Unidos

Los datos anteriores se obtuvieron de Yahoo Finanzas (<https://finance.yahoo.com/>), se tomó una ventana de 250 datos, del 13 de

diciembre de 2019 al 14 de diciembre de 2020. Este periodo se tomó para poder analizar el comportamiento de la volatilidad en el periodo de crisis mundial ocasionado por la pandemia, dado que los meses con mayor volatilidad en el mercado fueron marzo y abril de 2020.

3.2. METODOLOGÍA

3.2.1. ALTERNATIVAS METODOLÓGICAS

Definir cómo se debe construir la serie de volatilidades es un proceso previo a la modelización y en algunos casos está ligado a la elección del modelo, ya que la volatilidad asociada a una serie temporal de rentabilidad no es observable. La existencia de distintos estimadores de la volatilidad con características diferentes tanto a nivel de estructura, como a nivel de capacidad predictiva, hace necesario un estudio comparado que nos permita elegir en cada caso el estimador que proporcione la mejor estimación y predicción en un mercado determinado.

Existen dos maneras de medir la volatilidad, puntual o serial. La puntual es la forma más simple de medirla, se basa en el cálculo de la desviación estándar asociada a un conjunto de rentabilidades observadas. De esta manera se obtiene un único valor que representa la dispersión global de los datos, pero no la evolución de esta dispersión a lo largo del tiempo. Si se quiere recoger la dinámica de la volatilidad es necesario elegir una medida que dote a ésta de una estructura temporal, es decir, una medida serial.

Dentro de las medidas seriales se puede realizar la estimación desde un enfoque paramétrico o no paramétrico. La estimación no paramétrica tiene como principal ventaja que necesita muy pocas hipótesis para obtener las estimaciones; sin

embargo, requiere una gran cantidad de datos para poder asegurar el correcto funcionamiento del modelo. Un problema para considerar es la tendencia que tienen estos métodos a sobreajustar el modelo. Los métodos no paramétricos realizan generalmente la estimación, a partir de un proceso de suavizado que va eliminando los errores observados a base de promediar los datos de diferentes maneras. Entre otras técnicas no paramétricas destacamos las redes neuronales, los *splines* y la regresión por *kernels*.

Los métodos de estimación que asumen un modelo estadístico no realizan una estimación directa de la volatilidad. Estos métodos modelan tanto la serie de rentabilidades como la varianza de la rentabilidad y, a partir de esta última, definen tanto la desviación estándar como la volatilidad; el ajuste del modelo para la varianza permitirá obtener la estimación de la volatilidad. Destacan entre estos métodos los modelos GARCH.

3.2.2 MODELOS GARCH

Engle (1982) propone el modelo *Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* (ARCH) que se caracteriza porque la varianza no se mantiene constante, si no que cambia en el tiempo. Posteriormente el modelo ARCH es generalizado por Bollerslev (1986), quien introduce el modelo ARCH generalizado o GARCH. Este modelo, que es muy utilizado para modelizar la volatilidad, es una generalización del modelo exponencial simple.

El modelo GARCH actúa como un mecanismo adaptativo que tiene en cuenta la varianza condicionada en cada etapa. Así, es capaz de producir conglomerados de observaciones atípicas o "outliers" que, en el caso de una serie de volatilidades corresponden a conglomerados de alta volatilidad. Esta es una de las razones por las que el modelo GARCH tiene gran aplicación en el campo financiero. Los modelos GARCH especifican y estiman dos ecuaciones simultáneas.

Cuando se quiere realizar mediante este modelo la estimación de la volatilidad la primera ecuación explica la evolución de la rentabilidad (variable subyacente) en función de rentabilidades pasadas y la segunda ecuación modeliza la evolución de la varianza de la rentabilidad; a partir de la varianza se realiza la estimación de la volatilidad.

Los modelos ARCH se utilizan para modelar series de tiempo heterocedásticas, como las series de rendimientos de activos financieros. Podemos definir el rendimiento de un activo financiero como la variación porcentual del precio actual con respecto al precio del periodo anterior, de la siguiente forma:

$$r_t = \log(P_t) - \log(P_{t-1}) \dots (2)$$

De forma que la formulación básica de este modelo corresponde a: $r_t = \sigma_t \varepsilon_t$
Donde, ε_t es un proceso de ruido blanco formado por variables aleatorias normales independientes de media cero y varianza 1 y σ_t factor de volatilidad son procesos estacionarios independientes entre sí.

La condición de independencia en σ_t y ε_t , garantiza que la serie r_t tenga media igual a cero:

$$E(r_t) = E(\sigma_t \varepsilon_t) = E(\sigma_t)E(\varepsilon_t) = 0 \dots(3)$$

De igual forma sucede con la media condicionada que es nula:

$$E(r_t | r_{t-1}) = E(\sigma_t | r_{t-1})E(\varepsilon_t) = 0 \dots(4)$$

Al ser r_t un proceso estacionario, tenemos una varianza marginal constante σ^2

$$E(r_t^2) = E(\sigma_t^2 \varepsilon_t^2) = E(\sigma_t^2)E(\varepsilon_t^2) = \sigma^2 * 1 = \sigma^2 \dots(5)$$

No así la varianza condicional:

$$Var(r_t^2 | r_{t-1}) = E(\sigma_t^2 | r_{t-1})E(\varepsilon_t^2) = \sigma_t^2 \dots(6)$$

Se puede ver que σ_t^2 representa la varianza condicional de la serie en cada instante de tiempo, en adelante nos referiremos a ella como volatilidad.

También tenemos que:

$$E(\varepsilon_t^2 | r_{t-1}) = E(\varepsilon_t^2) = 1 \dots(7)$$

Por tanto, σ_t^2 representa la varianza condicional de la serie en cada instante de tiempo, que va variando con cierta estructura estacionaria. La condición de independencia entre σ_t y ε_t , además de garantizar que la serie r_t tenga media marginal cero, carezca de autocorrelación y forme un ruido blanco. Sin embargo, las variables de la serie nos son independientes.

En un número importante de casos, los modelos ARCH se caracterizan por requerir un gran número de parámetros autorregresivos para representar

adecuadamente el comportamiento dinámico de la varianza e imponen una estructura fija de retardos.

La generalización de los modelos ARCH, mediante modelos GARCH se asemeja mucho a la extensión de los procesos autorregresivos AR y ARMA. Permitiendo una representación más parsimoniosa de la volatilidad. Bollerslev plantea que la varianza condicional, $\sigma_{t/t-r}^2$ depende de los valores previos de la variable y de sus valores anteriores, podemos representar esta idea de la siguiente forma:

$$\sigma_{t/t-r}^2 = \alpha_0 + \alpha_1 r_{t-1}^2 + \dots + \alpha_r r_{t-r}^2 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2 + \dots + \beta_p \sigma_{t-p}^2 \dots (8)$$

Donde $\alpha_0 > 0$, $\alpha_i \geq 0$ y $\beta_j \geq 0$ con $i = 1, \dots, r$ y $j = 1, \dots, p$ respectivamente, para garantizar que la varianza sea positiva. Nelson (1990) demuestran que si el modelo GARCH admite una representación ARCH(∞), esto es suficiente para exigir que los coeficientes del polinomio de retardos en dicha representación sean todos positivos. Este nuevo modelo se denomina GARCH(p,r), y se reduce al ya visto ARCH(r) cuando $p = 0$. Bollerslev establece las condiciones de estacionariedad de este modelo, probando que r_t es débilmente estacionaria con:

$$E(r_t) = 0$$

$$Var(r_t) = \frac{\alpha_0}{1 - \sum_{i=1}^r \alpha_i - \sum_{i=1}^p \beta_i} \dots (10)$$

$Cov(r_t, r_s) = 0$; para todo $t \neq s$ Lo que implica:

$$\sum_{i=1}^r \alpha_i + \sum_{i=1}^p \beta_i < 1 \dots (11)$$

La relación que existe entre los modelos GARCH y ARMA es importante. Definamos $v_t = r_t^2 - \sigma_t^2$, será un ruido blanco formado por variables estacionarias incorreladas de media cero y varianza marginal constante, podemos expresar la dependencia de los modelos GARCH como un proceso ARMA, según la siguiente ecuación:

$$r_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^{\max(p,r)} (\alpha_i + \beta_i) r_{t-i}^2 + v_t \sum_{i=1}^p \beta_i v_{t-j} \dots (12)$$

En el estudio de varias series financieras, se ha visto que el modelo más sencillo GARCH(1,1), es suficiente para modelar con éxito los cambios temporales en la varianza condicional. El modelo GARCH(1,1) se obtiene cuando $p = r = 1$, de forma que la varianza condicionada se expresa así:

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 r_{t-1}^2 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2 \dots (13)$$

Donde $\alpha_0 > 0$, $\alpha_1 \geq 0$ y $\beta_1 \geq 0$. Con $\alpha_1 + \beta_1 < 1$, la serie r_t tiene varianza finita, y es ruido blanco con media cero y varianza.

$$Var(r_t) = \frac{\alpha_0}{1 - \alpha_1 - \beta_1} \dots (14)$$

Bollerslev prueba que si $(\beta_1 + \alpha_1)^2 + 2\alpha_1^2 < 1$, el momento de cuarto orden 4 de r_t existe y es finito, la curtosis de r_t es:

$$\gamma = \frac{E(r_t^4)}{[E(r_t^2)]^2} = \frac{3[1-(\beta_1\alpha_1)^2]}{1-2\sigma_1^2-(\beta_1+\alpha_1)^2} \dots\dots(15)$$

Cuando $\alpha_1 + \beta_1 < 1$, este valor es mayor que 3 y, por tanto, el proceso GARCH(1,1) estacionario es leptocúrtico.

Dado que $p = r = 1$, la ecuación se escribe como:

$$r_t^2 = \alpha_0 + (\beta_1 + \alpha_1) r_{t-1}^2 + v_{t-1} - \beta_1 v_{t-1} \dots\dots(16)$$

Este modelo puede interpretarse como un proceso ARMA(1,1) para la serie r_t^2 , cuya función de autocorrelación será:

Si $k = 1$:

$$\rho_c(1) = \frac{\alpha_1(1 - \beta_1\alpha_1 - \beta_1^2)}{(1 - 2\beta_1\alpha_1 - \beta_1^2)} \dots\dots(17)$$

Si $k > 1$:

$$\rho_c(k) = (\beta_1 + \alpha_1)^{k-1} \rho_c(1) \dots\dots(18)$$

La estimación obtenida a partir de la ecuación $(\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 r_{t-1}^2 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2)$ se utiliza como predicción a un día. Si se desea predecir con un horizonte de un mes, es necesario generar la predicción diaria de la varianza desde el primer día del

mes y para todo el mes. La predicción de la volatilidad para un mes se obtiene como la raíz cuadrada de la suma de las predicciones diarias de la volatilidad. Otra alternativa consiste en multiplicar la predicción obtenida a un día en el principio del mes por la raíz cuadrada del número de días de negociación en el mes.

Una limitación de los modelos GARCH es que la varianza condicional responde de la misma manera a los residuos positivos que a los negativos, característica que contradice el comportamiento observado en las series temporales de datos financieros. Este modelo presenta problemas relacionados con la predicción (Figlewski, 1997) pues:

- Necesitan un gran número de datos para obtener una estimación robusta.
- El funcionamiento de estos modelos es muy bueno en muestra debido a que involucran un gran número de parámetros, pero tiende a fallar rápidamente fuera de muestra.
- Todos los modelos de la familia GARCH se basan en la varianza a un paso y no están diseñados para generar predicciones de la varianza a varios pasos.

Se puede mejorar el funcionamiento de los anteriores modelos utilizando datos diarios y horizontes de predicción cortos.

3.2.3. ESTIMACIÓN DEL MODELO

Desde el punto de vista teórico, para la estimación de los modelos GARCH es habitual utilizar Máxima Verosimilitud o métodos de momentos generalizados,

partiendo del modelo de regresión ARCH. En la práctica es importante analizar los valores atípicos de la serie de tiempo para determinar si es necesario utilizar la metodología de valores extremos, en este trabajo no fue necesario, ya que las series de tiempo que se utilizaron para el análisis no presentaron ese problema.

Para la estimación de parámetros del modelo GARCH mediante el método de máxima verosimilitud se considera el modelo GARCH(r,s), donde $r \geq s$, y se define la función de verosimilitud, de la ecuación 19, de un proceso estacionario como $W_t = (w_1, \dots, w_t)$.

$$L(w_{r+1}, \dots, w_n | \alpha, W_r) = -\frac{1}{2} \sum_{t=r+1}^n \ln \sigma_t^2 - \frac{1}{2} \sum_{t=r+1}^n \frac{(w_t - E(w_t | W_{t-1}))^2}{\sigma_t^2} \dots (19)$$

Que puede optimizarse mediante un algoritmo no lineal, para obtener los estimadores de los parámetros que aparecen en la media condicional y en la varianza condicional. Para este tipo de estimaciones es importante resaltar que los paquetes estadísticos ayudan a realizar con mayor facilidad dichas estimaciones.

3.2.4. VALIDACIÓN DEL MODELO

Definamos a e_t como la serie de residuos obtenidos de la estimación de la media condicional y $\widehat{\sigma}_t$ a la serie de variantes estimadas. Entonces los residuos estandarizados $e_t / \widehat{\sigma}_t$, deben cumplir con las características de un ruido blanco,

para verificar se puede utilizar correlogramas y pruebas de hipótesis como: Ljung-Box y Durbin-Watson. Si el proceso fue correctamente estimado, se espera que en los correlogramas de los errores no tengamos autocorrelaciones significativas. Y que las pruebas de hipótesis no rechacen la hipótesis de que el modelo es adecuado.

Prueba Ljung-Box

La prueba Ljung-Box es un tipo de prueba estadística de si un grupo cualquiera de autocorrelaciones de una serie de tiempo son diferentes de cero. En lugar de probar la aleatoriedad en cada retardo distinto, esta prueba la aleatoriedad "en general" basado en un número de retardos. Se aplica ampliamente en la econometría y otras aplicaciones de análisis de series temporales.

Prueba estadística:

si $\varepsilon_t \sim RB(0, \sigma^2)$, $t = 1, \dots, T$ y $\hat{\rho}(k) = \widehat{Cov}(\varepsilon_t, \varepsilon_{t+k})$, $k = 1, 2, \dots, m$, entonces, para T grande, se tiene:

$$\hat{\rho}(k) \sim N(0, 1/T) \dots (20)$$

$\hat{\rho}(k)$ son independientes.

Luego $\sqrt{T}\hat{\rho}(k) \sim N(0, 1)$, y $(\sqrt{T}\hat{\rho}(k))^2 \sim \chi_1^2$, por lo tanto:

$$Q = T \sum_{k=1}^m \hat{\rho}^2(k) \sim \chi_m^2 \dots (21)$$

Hipótesis de la Prueba

$$H_0 : \varepsilon_t \sim \text{RB}(0, \sigma^2)$$
$$H_1 : \varepsilon_t \text{ no son ruido blanco}$$

Decisión

Llame Q_{obs} al estadístico observado y Valor p = $P(\chi_m^2 \geq Q_{obs} | H_0 \text{ cierto})$

- 1) Si Valor p < 0.05, se rechaza H_0 .
- 2) Si Valor p > 0.05, no se rechaza H_0

CAPÍTULO IV. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

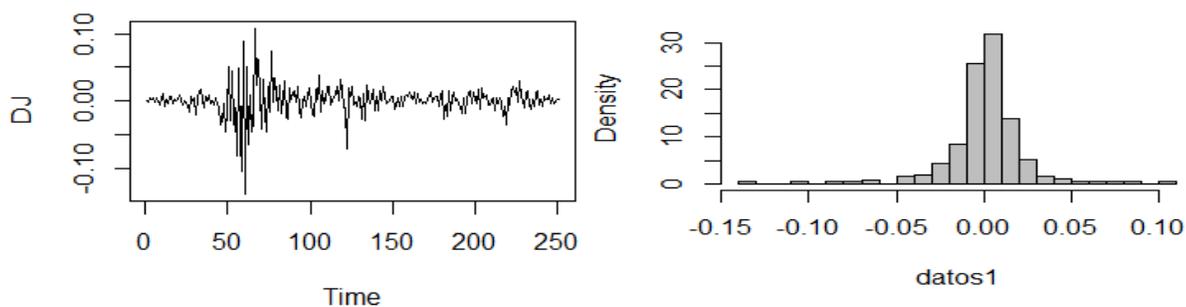
4.1. ANÁLISIS GRÁFICOS

Como primer acercamiento a los rendimientos de los índices se presentan las características de los datos a trabajar a nivel gráfico.

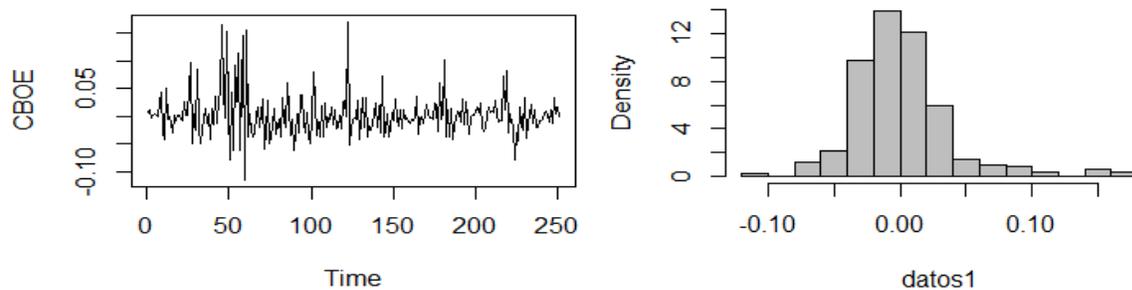
A continuación, se muestra una serie de gráficas en las que se puede observar el comportamiento de las series. Lo que se puede concluir de las gráficas es que los datos muestran clusters de volatilidad entre los meses de marzo y abril, tal y como ya se había indicado en la selección de datos, comportamiento que se esperaba derivado de las circunstancias del mercado a causa de la pandemia.

Por otro lado, la función de distribución muestra que en todos los casos se presenta no normalidad. Pero dicha conclusión se tiene que probar con pruebas estadísticas, mismas que se presentan más adelante en la tabla 2.

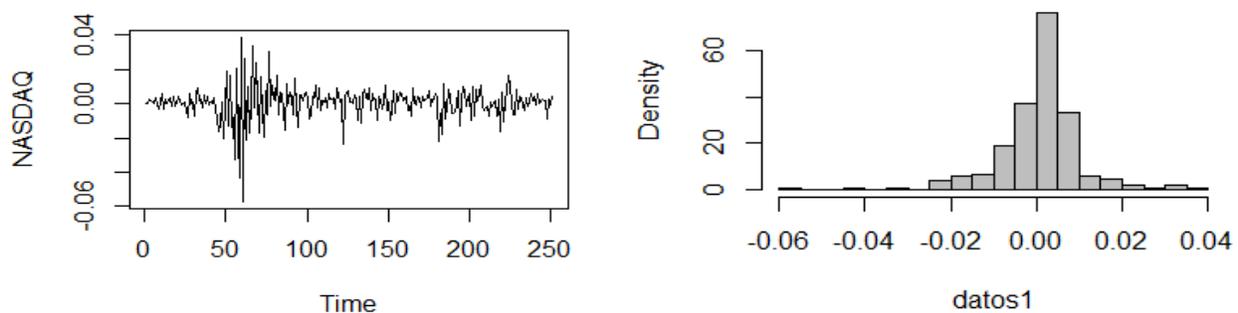
Gráfica 8 Rendimientos y función de densidad de rendimiento DJ



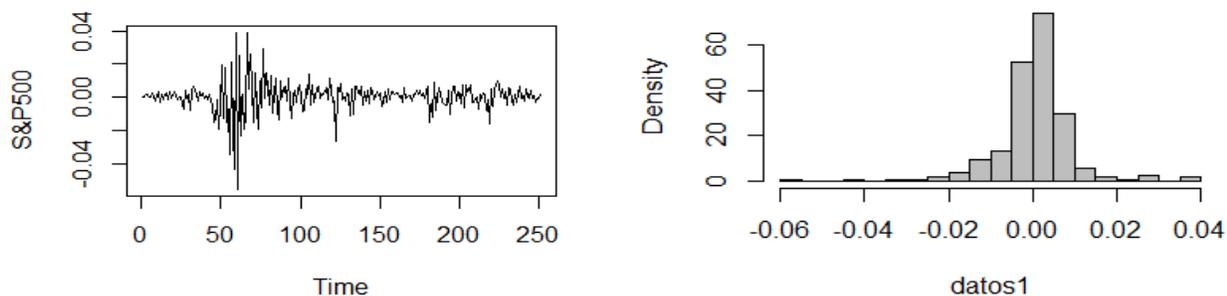
Gráfica 9 Rendimientos y función de densidad de rendimientos CBOE



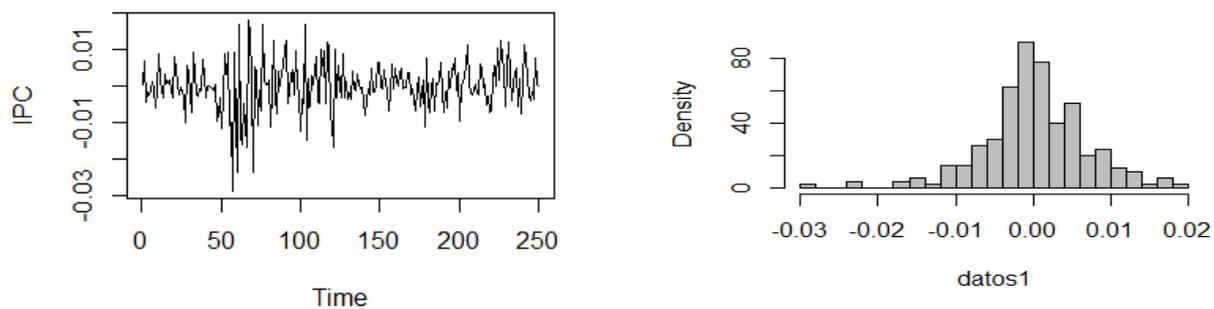
Gráfica 10 Rendimientos y función de densidad de rendimientos NASDAQ



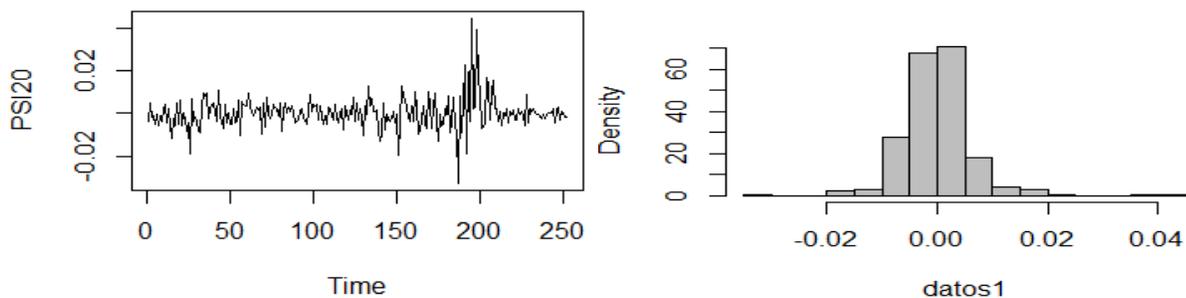
Gráfica 11 Rendimientos y función de densidad de rendimientos S&P500



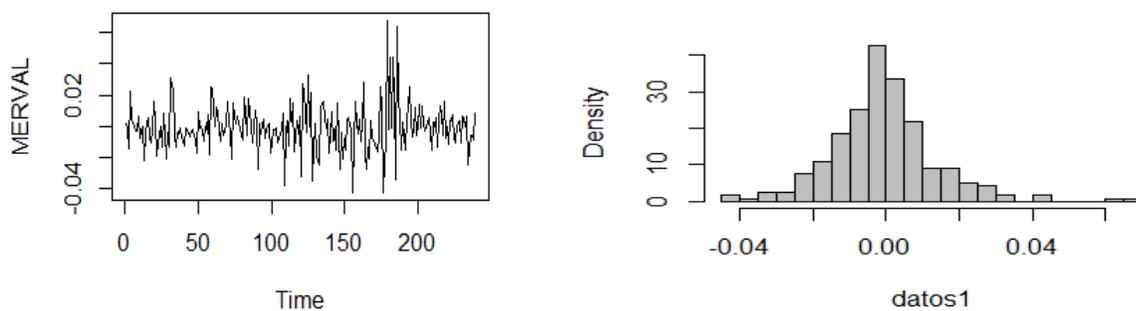
Gráfica 12 Rendimientos y función de densidad de rendimientos IPC



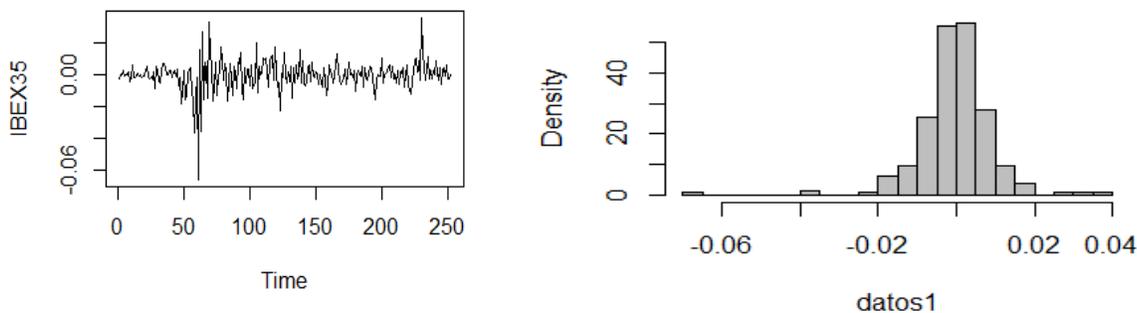
Gráfica 13 Rendimientos y función de densidad de rendimientos PSI20



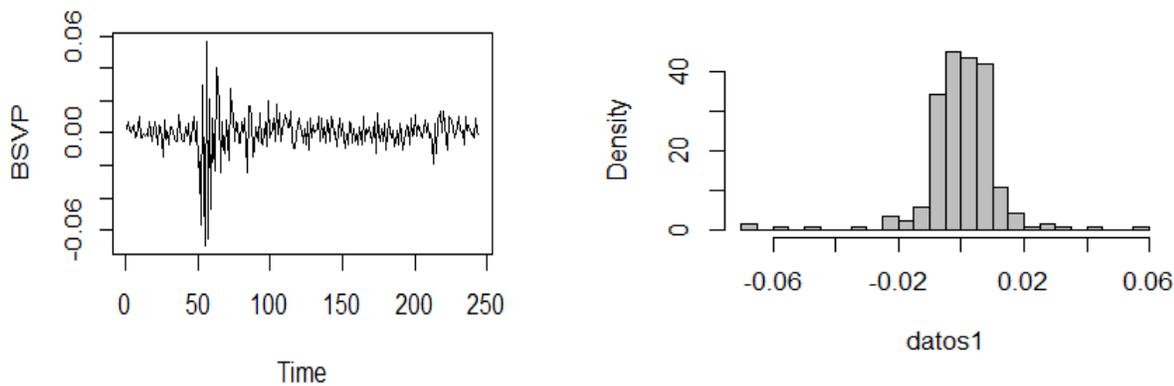
Gráfica 14 Rendimientos y función de densidad de rendimientos Merval



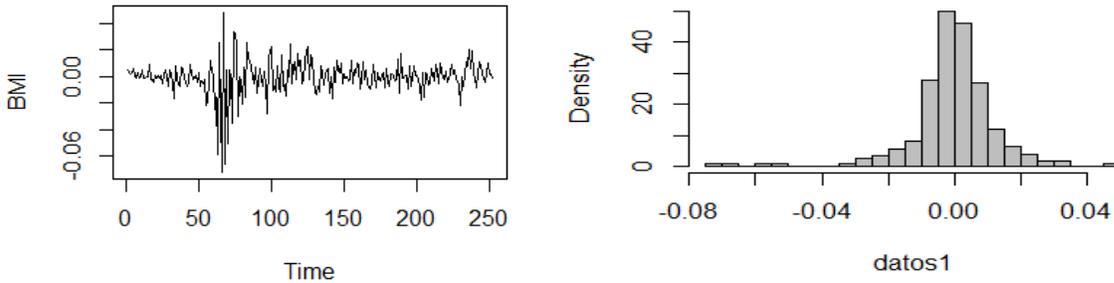
Gráfica 15 Rendimientos y Función de densidad de rendimientos IBEX35



Gráfica 16 Rendimientos y función de densidad de rendimientos BSVP



Gráfica 17 Rendimientos y función de densidad de rendimientos BMI



Adicionalmente, a la hipótesis antes mencionadas, respecto con los clusters de volatilidad los datos y sus sesgos, se tienen que comprobar con pruebas econométricas formales. Asimismo, se puede observar que los índices presentaron una volatilidad alta alrededor del día 50 de los datos estudiados, el cual se encuentra dentro del mes de marzo de 2020, derivado de la pandemia. Por lo que, se puede concluir que en el mercado global existió un periodo en el que todos los mercados locales mantuvieron alta volatilidad derivada de la crisis mundial por la pandemia.

4.2 ESTADÍSTICAS DESCRIPTIVAS

Tabla 2 Estadísticas descriptivas de los índices de los principales mercados

	DJ	CBOE	NASDAQ	S&P500	IPC	PSI20	MERVAL	IBEX35	BSVP	BMI
Media	0.0003	0.0026	0.0014	0.0006	-0.0001	0.0003	-0.0015	-0.0006	0.0005	-0.0008
DS	0.0234	0.0881	0.0226	0.0219	0.0156	0.0169	0.0342	0.0215	0.0283	0.0296
Sesgo	-0.8292	1.5336	-0.9942	-0.8670	-0.4882	1.2259	0.7564	-1.3583	-1.4389	-1.4954
Curtosis	9.2404	5.0160	7.4669	8.6543	2.0466	9.5681	3.4467	11.3956	10.9653	8.5854
Jarque Bera	61.9510	116.6134	36.5024	54.2393	0.9752	151.9506	64.4535	62.6029	53.3995	27.3420
p.v.	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.6141	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
RRR	1.28%	2.95%	6.19%	2.74%	-0.64%	1.78%	-4.39%	-2.79%	1.77%	1.28%

Del análisis de la tabla 2 se puede ver que la mayoría de los índices presentan un sesgo a la izquierda, no muy grande, tal y como se observó en las gráficas. En el caso del IPC, el sesgo a la izquierda es el más pequeño, por lo que en la gráfica se observaba que podía ser normal. La curtosis no se encuentra cerca de 3, lo cual muestra que no se trata de una distribución normal.

Asimismo, el IPC es el único índice que muestra un comportamiento un poco diferente al resto, ya que sólo este índice indica que se acepta la normalidad. Por otro lado, se puede observar que la relación rendimiento riesgo muestra que a mayor riesgo mayor rendimiento, tal y como se puede observar en el RRR.

Para realizar la estimación del GARCH, se seguirán los siguientes pasos:

- Verificar que la serie es estacionaria mediante la Prueba de Raíces Unitarias.
- Estimar un modelo de media GARCH para la serie de rendimientos, con el fin de eliminar cualquier dependencia lineal en la serie.
- Utilizar los residuos estandarizados del modelo de media para probar los efectos de GARCH.
- Estimar un modelo de volatilidad si los efectos GARCH son estadísticamente significativos.
- Comprobar el modelo ajustado.

4.3. PRUEBA DE RAÍCES UNITARIAS

Para la estimación de media condicional se tomará la metodología de Box – Jenkis, esta metodología es válida en series estacionarias. En el gráfico de las series, se puede observar que no existe tendencia, esto sugiere que la serie de rendimientos es estacionaria. Para confirmar esto se realiza la prueba de raíces unitarias sobre la serie de rendimientos.

Tabla 3 Prueba de raíces unitarias

Índice	Dickey-Fuller	Lag order	p-value	Hipótesis alternativa
DJ	-5.3	6	0.01	estacionaria
CBOE	-5.6	6	0.01	estacionaria
NASDAQ	-5.4	6	0.01	estacionaria
S&P500	-5.1	6	0.01	estacionaria
IPC	-5.6	6	0.01	estacionaria
PSI20	-4.9	6	0.01	estacionaria
MERVAL	-5.01	6	0.01	estacionaria
IBEX35	-5.17	6	0.01	estacionaria
BSVP	-5.1	6	0.01	estacionaria
BMI	-5.06	6	0.01	estacionaria

Todos los datos indican que se rechaza la hipótesis nula ya que el p-value es menor a 0.05, por lo cual se acepta la hipótesis alternativa, lo cual indica que las series parecen ser estacionarias.

4.4. ESTIMACIÓN DEL MODELO

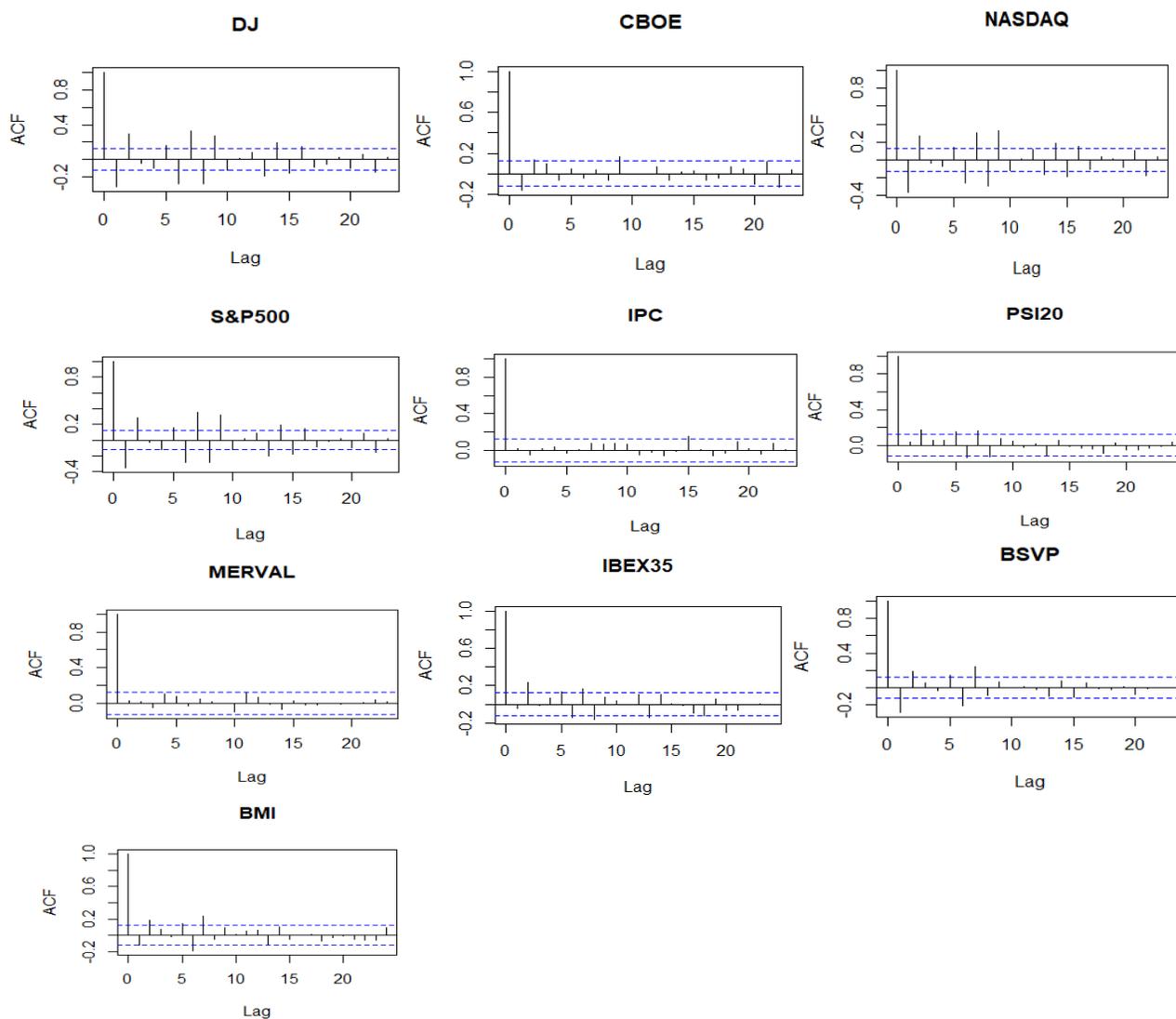
Para estimar un modelo de varianza condicional GARCH, debemos identificar su orden, estimar los coeficientes del modelo y realizar las pruebas de validación pertinentes. Sin embargo, es importante mencionar que en la mayor parte de

casos basta un modelo GARCH(1,1) para ajustar el comportamiento de la varianza condicional de una serie de rendimientos financieros.

4.4.1 IDENTIFICACIÓN

Se determinan los valores r y s , del modelo, mediante el análisis de los correlogramos de los residuos, estas pruebas ayudan a ver el nivel de correlación.

Gráfica 18 Correlogramas



En todos los índices se puede observar que se sobre pasa el límite en mayor medida en el lag 1, lo que nos indicaría que es un proceso Garch (1,1). En algunos índices, como es el caso del S&P500, hay otros puntos en los que se sobrepasan los límites; sin embargo, en todos en los que ocurre eso el primer lag siempre es el mayor.

4.4.2 ESTIMACIÓN

Dado el resultado anterior se puede esperar que el modelo a utilizar sea un modelo Garch(1,1), por lo que estudia la significancia de cada uno de los parámetros estimados con la herramienta estadística antes mencionada

En la tabla 4 se muestra la prueba estadística para cada uno de los parámetros del modelo Garch de cada índice, con lo que se espera tener la misma conclusión que con las gráficas del punto anterior.

Tabla 4 Significancia de los parámetros

Índice	A0	A1	B1
DJ	0.0027**	0.00027***	2e-16***
CBOE	0.001470**	0.000244***	3.47e-9***
NASDAQ	0.00297**	0.00321**	2e-16***
S&P500	0.0214*	9.91e-5***	2e-16***
IPC	0.09798	0.00206**	2e-16***
PSI20	0.185	3.5e-7***	2e-16***
MERVAL	0.0753	0.0104*	1.5e-12***
IBEX35	2.8e-8***	0.00071***	5.14e-10***
BSVP	1.73e-5***	1.13e-8	2.08e-10***
BMI	0.00049***	1.05e-5***	1.36e-7***

signif. codes: 0 '****' 0.001 '***' 0.01 '**'

Se puede observar que casi todos los parámetros estimados para todos los índices son significativos, por lo que el modelo GARCH es adecuado para realizar la estimación de la volatilidad para todos los índices.

Realizando la sustitución de los parámetros obtenidos se tiene:

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 r_{t-1}^2 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2 \dots (22)$$

Tabla 5 Estimación de parámetros con modelo GARCH

	DJ	CBOE	NASDAQ	S&P500	IPC
σ_{t-1}^2	0.0234	0.0383	0.0098	0.0095	0.0068
r_{t-1}^2	1.81181E-06	1.38941E-07	2.1004E-05	1.997E-06	5.79069E-08
α_0	1.25E-05	2.33E-04	5.08E-06	2.02E-06	2.92E-06
α_1	3.16E-01	2.42E-01	2.62E-01	3.66E-01	1.77E-01
β_1	6.85E-01	6.06E-01	6.83E-01	6.59E-01	7.55E-01
σ_t^2	0.01605	0.02342	0.00672	0.00628	0.00511

	PSI20	MERVAL	IBEX35	BSVP	BMI
σ_{t-1}^2	0.0073	0.0149	0.0094	0.0123	0.0128
r_{t-1}^2	2.07252E-06	6.67762E-05	1.65052E-07	5.83428E-07	9.50731E-07
α_0	1.30E-06	2.32E-05	1.61E-05	1.89E-05	2.17E-05
α_1	2.24E-01	1.46E-01	2.73E-01	1.17E-01	1.60E-01
β_1	7.76E-01	7.43E-01	4.82E-01	5.48E-01	5.51E-01
σ_t^2	0.00568	0.01107	0.00452	0.00676	0.00710

4.5 ANÁLISIS DE LOS RESULTADOS

El primer análisis que se realizó a los datos fue a través del análisis gráfico, el cual mostró que todos los rendimientos analizados presentaron *clusters* de volatilidad, mientras que, al estudiar los histogramas de los índices IPC, PSI20 y

MERVAL se pudo observar que era posible que se tratara de una distribución normal. El resto de los índices mostraron sesgos a la izquierda y otros a la derecha, todo este análisis se corroboró con análisis econométricos; sin embargo, fue un primer acercamiento a los datos muy aceptable y necesario.

Pasando al análisis descriptivo, los datos corroboran en la mayoría de los resultados obtenidos en el método gráfico, tal y como se pudo observar en la *Tabla 2 Estadísticas descriptivas*.

Una vez realizado los análisis anteriores, la prueba de raíz unitaria confirmó que todas las series en todos los casos son estacionarias tal y como se puede corroborar en la *Tabla 3 Prueba de raíces unitarias*.

En el cálculo del modelo GARCH, los correlogramas arrojaron que se trataba, en todos los casos, un modelo GARCH (1,1) lo cual ya se esperaba derivado de la teoría. Mientras que los parámetros mostraron que son significativos. Derivado de lo anterior se obtuvieron los cálculos del modelo y se pudo observar que con los diferentes métodos hay diferencias importantes, como ya se había supuesto por la teoría.

A continuación, se pueden observar los resultados, comparando la volatilidad histórica con el modelo GARCH.

Tabla 6 Comparativo de volatilidades

	DJ	CBOE	NASDAQ	S&P500	IPC	PSI20	MERVAL	IBEX35	BSVP	BMI
DS	0.0234	0.0881	0.0226	0.0219	0.0156	0.0169	0.0342	0.0215	0.0283	0.0296
GARCH	0.0160	0.0234	0.0067	0.0062	0.0051	0.0056	0.0110	0.0045	0.0067	0.0071
RRR	1.28%	2.95%	6.19%	2.74%	-0.64%	1.78%	-4.39%	-2.79%	1.77%	1.28%

La volatilidad calculada con el modelo GARCH en esta ocasión es menor a la histórica, normalmente por la experiencia el modelo GARCH sobre estima, ya que es muy sensible ante los cambios en los precios de la acción; sin embargo, dado que la volatilidad histórica contiene un periodo de crisis del mes de marzo y abril derivado de los acontecimientos por COVID, mostró una volatilidad mayor.

Si se compara el método GARCH con la volatilidad histórica se tiene que el modelo estocástico se aproxima significativamente a esta, por lo que es importante estudiar el tipo de datos que se tiene y analizar si es necesario el cálculo de la volatilidad con métodos tan sofisticados o si funcionase calcularla con métodos más sencillos, tal como lo es el histórico.

Optar por un modelo histórico implica un menor tiempo computacional y una intuición mayor sobre los resultados, si se analiza el valor obtenido para el IPC, se puede observar que en el modelo GARCH se obtuvo 0.005 en la volatilidad, mientras que en el histórico se obtuvo 0.015, lo cual es mayor.

Lo anterior implica que los modelos que mejor se ajustan dependen de los datos a analizar, en esta ocasión, a pesar de que el modelo GARCH es más sofisticado observar que ante una postura más conservadora se optaría por el modelo Histórico. En la práctica, las áreas encargadas de la administración del riesgo optan por modelos más conservadores.

En la revisión de otros estudios relacionados con el modelo GARCH, la constante en todos ellos es la complejidad del cálculo del modelo, existen diversos estudios que muestran análisis de cuál es el modelo que mejor ajusta a una serie de datos

para el cálculo de la volatilidad, sin embargo, se encontró que para la volatilidad en el mercado accionario el modelo GARCH (1,1) era el que mejor ajustaba. Dado esa investigación previa fue que para este trabajo se realizó la comparación directa entre este modelo y el histórico. Comparando este estudio con los que ya se han realizado, en este también se concluye la complejidad del modelo, añadiendo que en ocasiones de alta volatilidad el modelo histórico arroja un cálculo más conservador.

CAPÍTULO V. CONCLUSIONES Y AGENDAS PARA FUTURAS INVESTIGACIONES

5.1 CONCLUSIONES

La volatilidad en los mercados emergentes es una característica que impulsa la participación en estos mercados, ya que a mayor volatilidad mayor ganancia, lo cual representa un mercado atractivo para los principales inversionistas. Lo anterior se acentuó debido a la crisis mundial que inició en marzo de 2019 a causa de la crisis sanitaria.

Las economías de los países emergentes se enfrentan a tres desafíos, tal es el caso de la reducción del crecimiento mundial, una profunda caída en el precio de las materias primas y un fuerte aumento de las salidas de capital y flujos financieros.

Según las estimaciones del FMI (Fondo Monetario Internacional), el PIB de los países emergentes pasará de crecer un 3,7% en 2019 a un -1% en años posteriores a la pandemia. Es fácil que la volatilidad aumente en el mercado de

renta fija y de renta variable debido al frenazo de la economía global, el coronavirus y la caída de los precios del petróleo.

El panorama internacional muestra que la volatilidad en los mercados emergentes seguirá siendo una característica de este tipo de mercados.

Dado lo analizado en la presente tesis, se concluye que la volatilidad es la principal característica de los mercados y es la razón por la cual existen pérdidas y ganancias en las operaciones del mercado, así como que la volatilidad es clave para atraer inversión en mercados emergentes, ese fue el motivo por el cual se incrementó la operación durante la crisis sanitaria en este tipo de mercados.

Lo anterior muestra la importancia de la medición de la volatilidad en los mercados, dado esto, es indispensable contar con modelos que den una buena estimación de esta. Dado esto, en este trabajo se realizó un análisis relacionado a los modelos que mejor ajusten y sean más conveniente en el cálculo de la volatilidad.

Derivado de lo anterior, el cálculo de la volatilidad es fundamental para los mercados, para esto se concluye que es indispensable realizar un análisis detallado de los datos sobre los cuales se quiere calcular la volatilidad. Este proceso es fundamental para saber si los datos son adecuados para poder utilizar los diferentes modelos.

El análisis gráfico fue una de las principales herramientas que brindó una idea general del comportamiento de los datos, lo que ayudó a descubrir si eran adecuados para continuar con los siguientes pasos de análisis. Por ejemplo, el

gráfico de los rendimientos mostró que todos los datos correspondían a comportamientos estacionario, lo cual era indispensable para continuar con el análisis. Asimismo, el histograma de los rendimientos mostraba qué tipo de distribución tenían los datos.

Una vez que se realizaron los métodos gráficos, las pruebas econométricas fueron exitosas, por lo cual se concluyó que los datos sí cumplían con las características necesarias para poder aplicar la metodología propuesta. El análisis de los correlogramas mostró que en todos los casos se trataba de un modelo GARCH (1,1), tal y como lo había predicho la teoría. En diferentes estudios previos se concluyó de ellos que cuando se utiliza el modelo GARCH para el cálculo de la volatilidad de las acciones, éste correspondía a un modelo uno a uno.

El modelo GARCH encuentra la volatilidad promedio a mediano plazo mediante una autorregresión que depende de la suma de perturbaciones rezagadas y de la suma de varianzas rezagadas.

Las tipologías de GARCH se utilizan en función de las características de las variables. Por ejemplo, si estamos trabajando con bonos sobre tipos de interés con distintos vencimientos, utilizaremos GARCH ortogonal. Si estamos trabajando con acciones utilizaremos otro tipo de GARCH. Tal y como se utilizó para este trabajo.

Los modelos GARCH, como anticipábamos en la sección inicial, constituyen una herramienta útil para el análisis de series temporales financieras, dada la versatilidad del enfoque de modelización que proponen.

Por otro lado, podemos afirmar que el modelo GARCH(1,1) se ajustó adecuadamente derivado de las pruebas de hipótesis realizadas. Analizando la comparación que se planteo en el presente trabajo con la volatilidad histórica, se puede concluir que el modelo GARCH represente un método con una mayor complejidad que el histórico.

En la práctica la volatilidad calculada con el modelo histórico es muy común, derivado de la complejidad de los modelos restantes, lo anterior ocurre ya que los recursos que se necesitan para poder aplicar modelos complejos son mayores, uno de los principales es poder computacional, hay muchas empresas que su producción depende de estos modelos y el tiempo de cálculo es una variable importante a considerar.

La teoría muestra que el cálculo con el modelo GARCH es más conservador, se esperaba que los resultados con este modelo fueron mayores que con el histórico; sin embargo, dado que en los datos analizados contenían un evento de alta volatilidad derivado de la crisis por la pandemia mundial, estos resultados fueron contrarios, el cálculo de la volatilidad con el modelo histórico fue mayor que con el modelo GARCH.

De lo anterior, podemos concluir que en momentos con alta volatilidad el modelo histórico ajusta de manera adecuada. La segunda conclusión obtenida es que un modelo GARCH (1,1) es el modelo que mejor ajusta cuando se trata de acciones; por último, se concluye que derivado de la complejidad de los modelos GARCH en la práctica el modelo histórico es mayormente utilizado por la falta de recursos por parte de las diferentes empresas.

5.2 AGENDA PARA FUTURAS INVESTIGACIONES

El presente trabajo, presenta una guía detallada para el análisis de las series temporales financieras, lo cual sirve para que, independiente al método que se desee probar, se realice un análisis completo de los datos y se puedan obtener conclusiones de estos.

Por otro lado, demuestra que el modelo que mejor ajustan para el cálculo de la volatilidad de las acciones es el modelo GARCH (1,1), por lo que de este trabajo pueden tomar como conclusión tomar directamente este modelo para el cálculo de esta.

Por ejemplo, si se quisiera calcular el precio de opciones, es indispensable contar con el cálculo de la volatilidad, por lo que este trabajo es una guía para llegar a obtenerla y que posteriormente sea utilizada para realizar otros cálculos en el mundo de las finanzas. Tal y como se muestra en el apéndice 4, en el cuál se muestra cómo se realiza el cálculo de las opciones de compra y venta para el caso de los datos trabajados en esta tesis.

Del cálculo de las opciones se muestra que no hay mayor diferencia de los resultados obtenidos tomando en cuenta el cálculo de ambas volatilidades, por lo que este análisis puede ayudar a concluir que utilizar el modelo histórico es más conveniente en ciertas circunstancias, así el lector puede evaluar el costo de utilizar un modelo tan complicado en el cálculo como lo son los modelos GARCH, dado que los resultados que se obtienen con ambos métodos no difieren lo suficiente como para asumir el costo de modelos complejos.

APÉNDICES

APÉNDICE 1

Código con el cual se realizó la estimación del presenta trabajo.

#se descargan las librerías necesarias para estimar la volatilidad con modelo garch

```
install.packages("rugarch")
install.packages("FinTS")
install.packages("dynlm")
install.packages("vars")
install.packages("nlWaldTest")
install.packages("broom")
install.packages("PoEdata")
install.packages ("tidyr")

install.packages('fGarch')

library('fGarch')
library(tidyr)
library(readxl)
library(dplyr)
library(crayon)

library(FinTS) #for function `ArchTest()`
library(rugarch) #for GARCH models
library(tseries) # for `adf.test()`
library(dynlm) #for function `dynlm()`
library(vars) # for function `VAR()`
library(nlWaldTest) # for the `nlWaldtest()` function
library(lmtest) #for `coefstest()` and `bptest()`.
library(broom) #for `glance()` and `tidy()`
library(PoEdata) #for PoE4 datasets
library(car) #for `hccm()` robust standard errors
library(sandwich)
library(knitr) #for `kable()`
library(forecast)
```

```
datos<-  
read_excel("C:/Users/mgrosas/Desktop/Mayte/Maestría/Tesis/índices.  
xlsx",sheet = 2)  
datos1<-datos[,10]  
datos1<-na.omit(datos1)  
  
datos1<-as.data.frame(datos1)  
  
datos1<-ts(datos1)  
  
plot.ts(datos1)  
  
hist(datos1, main="", breaks=20, freq=FALSE, col="grey")  
#Box.test(coredata(datos1),type = 'Ljung-Box', lag =12)  
  
#byd.mean <- dynlm(datos1~1)  
#summary(byd.mean)  
  
#adf.test(datos1)  
  
#acf(datos1)  
  
dax.garch <- garch(datos1)  
summary(dax.garch)
```

APÉNDICE 2

A continuación, se presentan los resultados de las pruebas unitarias tal y como los muestra el programa R, el cual fue utilizado para la realización de esta tesis.

[[DJ

[[

Augmented Dickey-Fuller Test

```
data: datos1
Dickey-Fuller = -5.309903076966551, Lag order
= 6, p-value = 0.01
alternative hypothesis: stationary
```

CBOE

Augmented Dickey-Fuller Test

```
data: datos1
Dickey-Fuller = -5.664708758102563, Lag order = 6, p-value = 0.01
alternative hypothesis: stationary
```

NASDAQ

Augmented Dickey-Fuller Test

```
data: datos1
Dickey-Fuller = -5.496994151046336, Lag order = 6, p-value = 0.01
alternative hypothesis: stationary
```

S&P500

Augmented Dickey-Fuller Test

```
data: datos1
Dickey-Fuller = -5.183330693345256, Lag order = 6, p-value = 0.01
alternative hypothesis: stationary
```

IPC

Augmented Dickey-Fuller Test

data: datos1
Dickey-Fuller = -5.622960638378825, Lag order = 6, p-value = 0.01
alternative hypothesis: stationary

PSI20

Augmented Dickey-Fuller Test

data: datos1
Dickey-Fuller = -4.91071913859923, Lag order = 6, p-value = 0.01
alternative hypothesis: stationary

MERVAL

Augmented Dickey-Fuller Test

data: datos1
Dickey-Fuller = -5.0121, Lag order = 6, p-value = 0.01
alternative hypothesis: stationary

Tabla 3. Prueba de raíces unitarias para los principales índices mundiales

IBEX35

Augmented Dickey-Fuller Test

data: datos1
Dickey-Fuller = -5.1775, Lag order = 6, p-value = 0.01
alternative hypothesis: stationary

BSVP

Augmented Dickey-Fuller Test

data: datos1
Dickey-Fuller = -5.1052, Lag order = 6, p-value = 0.01
alternative hypothesis: stationary

BMI

Augmented Dickey-Fuller Test

data: datos1
Dickey-Fuller = -5.0638, Lag order = 6, p-value = 0.01
alternative hypothesis: stationary

APÉNDICE 3

A continuación, se presentan los resultados de la significancia de los parámetros del modelo GARCH tal y como los muestra el programa R, el cual fue utilizado para la realización de esta tesis.

[

DJ

```
Coefficient(s):
  Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
a0 1.250e-05 4.167e-06  2.999 0.002712 **
a1 3.160e-01 8.689e-02  3.637 0.000276 ***
b1 6.853e-01 6.621e-02 10.350 < 2e-16 ***
---
signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

CBOE

```
Coefficient(s):
  Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
a0 2.325e-04 7.309e-05  3.181 0.001470 **
a1 2.420e-01 6.598e-02  3.668 0.000244 ***
b1 6.061e-01 1.026e-01  5.908 3.47e-09 ***
---
signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

NASDAQ

```
Coefficient(s):
  Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
a0 5.083e-06 1.711e-06  2.971 0.00297 **
a1 2.618e-01 8.882e-02  2.947 0.00321 **
b1 6.825e-01 7.835e-02  8.710 < 2e-16 ***
---
signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

S&P500

Coefficient(s):

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)	
a0	2.022e-06	8.787e-07	2.301	0.0214	*
a1	3.659e-01	9.270e-02	3.947	7.91e-05	***
b1	6.594e-01	5.315e-02	12.406	< 2e-16	***

signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

IPC

Coefficient(s):

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)	
a0	2.916e-06	1.762e-06	1.655	0.09798	.
a1	1.768e-01	5.737e-02	3.081	0.00206	**
b1	7.552e-01	8.876e-02	8.509	< 2e-16	***

signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

PSI20

Coefficient(s):

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)	
a0	1.303e-06	9.841e-07	1.324	0.185	.
a1	2.239e-01	4.399e-02	5.091	3.56e-07	***
b1	7.757e-01	4.467e-02	17.366	< 2e-16	***

signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

MERVAL

Coefficient(s):

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)	
a0	2.322e-05	1.306e-05	1.778	0.0753	.
a1	1.464e-01	5.711e-02	2.564	0.0104	*
b1	7.432e-01	1.052e-01	7.066	1.59e-12	***

signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

IBEX35

```

Coefficient(s):
  Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
a0 1.613e-05 2.906e-06 5.550 2.85e-08 ***
a1 2.732e-01 8.073e-02 3.384 0.000715 ***
b1 4.819e-01 7.753e-02 6.215 5.14e-10 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

```

BSVP

```

Coefficient(s):
  Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
a0 1.887e-05 4.390e-06 4.298 1.73e-05 ***
a1 1.165e-01 2.040e-02 5.710 1.13e-08 ***
b1 5.484e-01 8.628e-02 6.356 2.08e-10 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

```

BMI

```

Coefficient(s):
  Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
a0 2.171e-05 6.227e-06 3.486 0.00049 ***
a1 1.596e-01 3.623e-02 4.406 1.05e-05 ***
b1 5.506e-01 1.045e-01 5.271 1.36e-07 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

```

APÉNDICE 4

Como una aplicación más directa de la estimación de la volatilidad se presentan los resultados de los precios de las opciones de compra y venta, calculados con los dos resultados obtenidos en esta tesis.

La fórmula para el cálculo de la opción de compra es la siguiente:

$$C = S * N(d_1) - X e^{-rT} * N(d_2) \dots(23)$$

$$d_1 = . \frac{\ln\left(\frac{S}{X}\right) + \left(r + \frac{\sigma^2}{2}\right)T}{\sigma\sqrt{T}} \dots(24)$$

$$d_2 = . \frac{\ln\left(\frac{S}{X}\right) + \left(r - \frac{\sigma^2}{2}\right)T}{\sigma\sqrt{T}} \dots(25)$$

$$P = C + X e^{-rT} - S \dots(26)$$

Donde:

C es el precio de la opción de compra (call)

P es el precio de la opción de ventan (put)

T es la vigencia entre 365 días

S es el precio spot

X es el precio del ejercicio

r es la tasa

σ es la volatilidad

Para calcular el precio del call y del put se asumirán los siguientes datos:

- T= 90 días/365 días= 0.2465.

Con la volatilidad calculada con modelo Garch se obtiene:

Tabla 7 Precio de una opción calculado con volatilidad GARCH

	DJ	CBOE	NASDAQ	S&P500	IPC	MERVAL
C es el precio de la opción de compra (call)	248.7	0.00001	56.6	29.5	653.3	1,132.4
P es el precio de la opción de ventan (put)	21.74	0.98	1.76	0.02	-	-
T es la vigencia entre 365 días	0.25	0.25	0.25	0.25	0.25	0.25
S es el precio spot	30,086.84	23.29	12,509.18	3,675.40	43,636.48	53,034.13
X es el precio del ejercicio	29,865.00	24.27	12,456.50	3,646.50	43,460.00	57,000.00
r es la tasa	0.1%	0.1%	0.1%	0.1%	4.5%	38.0%
σ es la volatilidad	0.0161	0.0234	0.0067	0.0063	0.0051	0.0111
d1	1.02	- 3.48	1.48	2.76	19.24	56.01
d2	1.01	- 3.49	1.47	2.75	19.24	56.00

Con la volatilidad obtenida con método histórico se obtiene

Tabla 8 Precio de una opción calculado con volatilidad histórica

	DJ	CBOE	NASDAQ	S&P500	IPC	MERVAL
C es el precio de la opción de compra (call)	280.85	0.0025	60.86	29.83	653.34	1,132.37
P es el precio de la opción de ventan (put)	53.86	0.98	6.03	0.30	-	-
T es la vigencia entre 365 días	0.25	0.25	0.25	0.25	0.25	0.25
S es el precio spot	30,086.84	23.29	12,509.18	3,675.40	43,636.48	53,034.13
X es el precio del ejercicio	29,865.00	24.27	12,456.50	3,646.50	43,460.00	57,000.00
r es la tasa	0.1%	0.1%	0.1%	0.1%	4.5%	38.0%
σ es la volatilidad	0.0234	0.0383	0.0098	0.0095	0.0068	0.0149
d1	0.70	-2.12	1.01	1.82	14.54	41.75
d2	0.69	-2.14	1.01	1.82	14.54	41.75

Cuando los precios de los put son negativos el valor es cero.

Los valores son muy parecidos ya que las volatilidades calculadas son muy pequeñas, por lo que no hay tanta variación entre la d_1 y d_2 . Para obtener $N(d_1)$ se tiene que buscar el valor de d_1 en la tabla de la distribución normal estandar.

Se comprobarán los resultados obtenidos con uno de los índices, se eligió el IPC, por lo que se obtuvo de la página de Mexder. En este caso el precio del call y put es el mismo con los dos modelos calculados.

Tabla 9 Comparación del precio real de una opción del IPC contra los modelos

	Modelos	Real
CALL	653.34	672
PUT	-	174

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Adjaoute K., M. Bruand y R. Gibson-Asner (1998): "On the predictability of the stock market volatility: does history matter?", *European Financial Management*, vol. 4, n.º 3, págs. 293-319.

Afonso J.A. y R.M. Lorenzo (1996): "Predicción de volatilidad: una aplicación al mercado español de opciones sobre el Ibex-35", Documento de Trabajo Univ. de la Laguna.

Aitkin, M. (1987). " Modelling Variance Heterogeneity in Normal Regression Using GLIM: A New Approach ". *Applied Statistics*, 36(3): 332-339.

Amin K.I. y V.K. Ng (1997): "Inferring future volatility from the information in implied volatility in eurodollar options: a new approach", *The Review of Financial Studies*, vol. 10, n.º 2, págs. 333-367.

Andersen, T. G. y Bollerslev, T. (1998). " Deutsche Mark Dollar Volatility: Intraday Activity Patterns, Macroeconomic Announcements, and Longer Run Dependencies ". *Journal of Finance*, 53(1): 219-265.

Arody Ortiz Alvarado y Luis Eduardo Girón (2014): "Predicción de volatilidad de la rentabilidad diaria del mercado del azúcar y su aplicación en la razón de cobertura", *Semestre Económico*, volumen 18, No. 38, pp. 105-136.

Arjun B. Divecha, Jaime Drach and Dan Stefek (1992): "Emerging Markets", artículo *Emerging Markets a Quantitative Perspective*, pp. 41-50.

Baillie R. T., Bollerslev T. y Mikkelsen H. (1996). " Fractionally Integrated Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity ". *Journal of Econometrics*, 74: 3-30.

BAUWENS, L., LAURENT, S., & ROMBOUTS, J. U. (2006). Multivariate GARCH models: a survey. *Journal of Applied Econometrics*, 21, 79-109.

Beckers S. (1981): "Standard deviations implied in option prices as predictors of future stock price variability", *Journal of Banking and Finance*, vol. 5, págs. 363-381.

BEKAERT, G., HARVEY, C. R., & LUNDBLAD, C. (2001). Emerging equity markets and economic development. *Journal of Development Economics*, 66, 465-504.

BEKAERT, G., HARVEY, C., & LUMSDAINE, R. (2002). The dynamics of emerging market equity flows. *Journal of International Money and Finance*, 21, 295-350.

Black F. (1976): "Studies of stock price volatility changes", in *Proceedings of the 1976 Meetings of the Business and Economics Statistics Section*, American Statistical Association, págs. 177-181.

Bollerslev T. (1986): "Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity", *Journal of Econometrics*, vol. 31, págs. 307-327.

Bollerslev, T. Engle R. y Wooldridge J. (1988): "A Capital Asset Pricing Model with Time Varying Covariances", *Journal of Political Economy*, Vol. 96, No. 1, p. 116-131.

Bollerslev, Tim (1990): "Modeling the Coherence in Short-run Nominal Exchange Rates: A Multivariate Generalized ARCH Model", *The Review of Economics and Statistics*, Vol. 3, No. 72, p. 498-505.

BOLLERSLEV, T., CHOU, R. Y., & KRONER, K. P. (1992). ARCH Modeling in Finance: A Review of the Theory and Empirical Evidence. *Journal of Econometrics*, 52, 5-59.

Bollerslev, T. Engle R.F. y Nelson D.B. (1994): "ARCH models", *Handbook of Econometrics*, Vol. IV. En R.F Engle y D.L. McFadden (eds.), p. 2959-3038.

Brailsford T.J. y R.W. Faff (1996): "An evaluation of volatility forecasting techniques", *Journal of Banking and Finance*, vol. 20, págs. 419-438.

Brookfiel D. (1993): "Traded options, capital gains and the term structure of implied volatilities", *Applied Financial Economics*, vol. 3, págs. 1-13.

Canina L. y S. Figlewski (1993): "The informational content of implied volatility", *The Review of Financial Studies*, vol. 6, n.º 3, págs. 659-681.

CARVALHAL, A., & MENDEZ, B. V. (2008). Evaluating the forecast accuracy of emerging market stock returns. *Emerging Markets Finance and Trade*, 44(1), 21-40.

CATALIN, S., & GRANGER, C. (2005). Nonstationarities in Stock Returns. *The Review of Economics and Statistics*, 87(3), 503-522.

Cepeda, E. y Gamerman, D. (2001). " Bayesian Modelling of Variance Heterogeneity in Normal Regression Models ". *Brazilian Journal of Probability and Statistics*, 14: 207- 221.

CHEN, G.-M., FIRTH, M., & MENG RUI, O. (2002). Stock market linkages: Evidence from Latin America. *Journal of Banking & Finance*, 26, 1113-1141.

Chou R. Y. (1988). " Volatility Persistence and Stock Valuations: Some Empirical Evidence Using Garch ". *Journal of Applied Econometrics*, 3: 279-294.

Christensen B.J. y N.R. Prabhala (1998): "The relation between implied and realized volatility", *Journal of Financial Economics*, vol. 50, págs. 125-150.

Christie A. (1982): "The stochastic behaviour of common stock variances: value, leverage and interest rate effects", *Journal of Financial Economics*, vol. 10, págs. 407-432.

Day T.E. y C.M. Lewis (1992): "Stock market volatility and the information content of stock index options", *Journal of Econometrics*, vol. 52, págs. 267-287.

Dewachter H. y A. León (1996): "The information content of options on the Ibex-35", *Revista Española de Economía*, vol. 13, n.º 2, págs. 159-180.

DIAMANDIS, P. F. (2011). Financial liberalization, exchange rates and stock prices: Exogenous shocks in four Latin America countries. *Journal of Policy Modeling*, 33, 381-394.

DIEBOLD, F. X., & LOPEZ, J. A. (1995). Modeling Volatility Dynamics. *Macroeconomics: Developments, tensions and Prospects*, 427-66.

Duan J.C. (1997): "Augmented GARCH(p,q) process and its diffusion limit", *Journal of Econometrics*, vol. 79, págs. 97-127.

Dumas B, J. Fleming y R.E. Whaley (1998): "Implied volatility functions: empirical test", *Journal of Finance*, vol. 53, págs. 2.059-2.106.

Engle, F. R. (1982). "Autoregressive Conditional Heteroscedasticity and Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation". *Econometrica*, 50(4), 987-1008.

Engle, R. y Mezrich J. (1996). "Garch for Groups", *Risk*, 9: 36-40.

Engle R.F. y V.K. Ng (1993): "Measuring and testing the impact of news on volatility", *The Journal of Finance*, vol. 48, n.º 5, págs. 1749-1778.

Fama E.F. (1965): "The behavior of stock market prices", *Journal of Business*, vol. 38, págs. 34-105.

Fiorentini G., A. León y G. Rubio (1998): "Short-term options with stochastic volatility: estimation and empirical performance", Mimeo. Fleming J. (1998): "The quality of market volatility forecasts implied by S&P 100 index option prices", *Journal of Empirical Finance*, vol. 5, págs. 317-345.

Fondo Internacional de Panama (2021). *Los Mercados Emergentes y su Importancia para un Inversionista Diversificado*. 2021

Fondo Monetario Internacional (2011). *Las Américas: atentos al sobrecalentamiento*. 2011

French K.R. y R. Roll (1986): "Stock return variances. The arrival of information and the reaction of traders", *Journal of Financial Economics*, vol. 17, págs. 5-26.

Gemmill G. (1986): "The forecasting performance of stock options on the London traded option market", *Journal of Business Finance and Accounting*, vol. 13, n.º 4, págs. 535- 546.

Glosten L.R., R. Jagannathan y D.E. Runkle (1993): "On the relation between the expected value and the volatility of the nominal excess return on stocks", *The Journal of Finance*, vol. 48, n.º 5, págs. 1,779-1,801.

Guo D. (1996): "The predictive power of implied stochastic variance from currency options", *The Journal of Futures Markets*, vol. 16, n.º 8, págs. 915-942.

HAJIZADEH, E., SEIFI, A., & FAZEL ZARANDI, M. y. (2012). A hybrid modeling approach for forecasting the volatility of S&P 500 index return. *Expert Systems with Applications.*, 39, 431-436.

HANS FRANSES, P., & VAN DER LEIJ AND RICHARD PAA, M. (2002). Modelling and Forecasting Level Shifts in Absolute Returns. *Journal of Applied Econometrics*, 601-616.

Hansen P. y Lunde A. (2006). " Consistent ranking of volatility models ". *Journal of Econometrics*, 131: 97-121.

Harvey C.R. y R.E. Whaley (1991): "S&P 100 Index option volatility", *The Journal of Finance*, vol. 46, n.º 4, págs. 1.551-1.561.

Harvey C.R. y R.E. Whaley (1992): "Market volatility prediction and the efficiency of the S&P 100 index option market", *Journal of Financial Economics*, vol. 31, págs. 43-73.

HAUKINS, D. M. (1977). Testing a sequence of observations for a shift in location. *Journal of the American Statistical Association*, 72(357), 180-186.

HENRY, P. B. (2000). Do stock market liberalizations cause investment booms ? *Journal of Financial Economics*, 58, 301-334.

HERRERA, F., & BENAVIDEZ, D. (2009). Financial development and economic growth in México. *Problemas del desarrollo*, 40(159), 39-60.

Heynen R., A. Kemna y T. Vorst (1994): "Analysis of the term structure of implied volatilities", *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, vol. 29, n.º 1, págs. 31-56.

HIJAZO, J.M.: "Países emergentes: una oportunidad para inversores osados", *diario Expansión*, 27-6-94.

Hull J. y A. White (1987): "The pricing of options on assets with stochastic volatilities", *Journal of Finance*, vol. 42, n.º 2, pp. 281-300.

JAMES, B., JAMES, K. L., & SIEGMUND, D. (1987). Tests for a change-point. *Biometrika*, 71-83.

Jiménez F. y Jiménez J. (1993): "La Inversión Financiera en Mercados Emergentes", Deposito de Investigación Universidad de Sevilla, pp. 1-13.

Jorion P. (1995): "Predicting volatility in the foreign exchange market", *Journal of Finance*, vol. 50, n.º 2, pp. 507-528.

KASHEI, M., & BIJARI, M. (2010). An artificial neural network (p,d,q) model for timeseries forecasting. *Expert Systems with Applications*, 37, 479-489.

Kroner K.F., K.P. Kneafsey y S. Claessens (1995): "Forecasting volatility in commodity markets", *Journal of Forecasting*, vol. 14, pp. 77-95.

Lamoreux C.G. y W.D. Lastrapes (1990): "Persistence in variance, structural change, and the GARCH model", *Journal of Business and Economic Statistics*, vol. 8, n.º 2, pp. 225-234.

Lamoreux C.G. y W.D. Lastrapes (1993): "Forecasting stock-return variance: toward an understanding of stochastic implied volatilities", *The Review of Financial Studies*, vol. 6, n.º 2, pp. 293-325.

LETTAU, M., & VAN NIEUWERGURGH, S. (2008). Reconciling the return predictability evidence. *The review of Financial Studies*, 21(4), 1607-1652.

Nelson D.B. (1991): "Conditional heteroskedasticity in asset returns: a new approach", *Econometrica*, vol. 59, pp. 347-370.

Nelson D.B. (1990): "ARCH models as diffusion approximations", *Journal of Econometrics*, vol. 45, pp. 7-38.

Noh J., R.F. Engle y A. Kane (1994): "Forecasting volatility and option prices of the S&P 500 index", *The Journal of Derivatives*, Fall, págs. 17-30.

Novales A. C., Gracia D. M. (1993). " Guía para la estimación de modelos ARCH ". *Estadística Española*, 132: 5-38.

Oldfield G.S. Jr y R.J. Rogalski (1980): "A theory of common stock returns over trading and non-trading periods", *Journal of Finance*, vol. 35, págs. 729-751.

Ponn S. y Granger C. W. J (2003). " Forecasting Volatility in Financial Markets: A Review ". *Journal of Economic Literature*, XLI: 478-539.

PESARAN, M., & TIMMERMANN, A. (2004). How costly is it to ignore breaks when forecasting the direction of a time series? *International Journal of Forecasting*, 20(3), 411-425.

PILAR TATIANA PARADA MAYORGA (2015). Evaluación de modelos de pronóstico para los principales mercados bursátiles latinoamericanos, Universidad de Santander, pags. 21-34.

Schwert G. W. (1989). " Why does stock market volatility change over time? ". *Journal of Finance*, 44: 1115-1153.

Scott E. y A.L. Tucker (1989): "Predicting currency return volatility, *Journal of Banking and Finance*, vol. 13, n.º 6, págs. 839-851.

SEN, A., & SRIVASTAVA, M. S. (1975). On tests for detecting change in mean. *The Annals of Statistics*,, 3(1), 98-108.

Sentana E. y A. León (1998): "From discrete to continuous time and back again" Mimeo. Sheikh A.M. (1993): "The behavior of volatility expectations and their effects on expected returns", *Journal of Business*, vol. 66, n.º 1, págs. 93-116.

SHEU, H.-J., & WEI, Y.-C. (2011). Effective options trading strategies based on volatility forecasting recruiting investor sentiment. *Expert Systems with Applications*., 38, 585-596.

SRINIVASAN. (2011). Modeling and Forecasting the Stock Market Volatility of S & P 500 Index Using GARCH Models. *Journal of Behavioral Finance*, 6, 51-70.

WORSLEY, K. J. (1979). On the likelihood ratio test for a shift in location of normal populations. *Journal of the American Statistical Association*, 74(366), 365-367.

WU, G. (2001). The Determinants of Asymmetric Volatility. *Review of Financial Studies*, 837-859.

Xu X. y S.J. Taylor (1995): "Conditional volatility and the informational efficiency of the PHLX currency options market", *Journal of Banking and Finance*, vol. 19, págs. 803- 821

Citas Web

Montiel Guzmán Alma Nelly y Ortiz Arango Francisco. (2013). Modelo de volatilidad estocástica multivariante para medir la dinámica del programa ASERCA, 2021, Congreso Internacional de Contaduría Administración e Informática. <http://congreso.investiga.fca.unam.mx/docs/xviii/docs/11.16.pdf>

Universidad de Alcalá. (2021). “¿Qué es la volatilidad en el mundo de las finanzas?”, 2021, Universidad de Alcalá. <https://www.master-finanzas-cuantitativas.com/volatilidad/>

EFXTO. (2021). 10 índices bursátiles que deberías seguir, 2021, EFXTO. <https://efxto.com/indices>

Universidad Nacional de Colombia. (2021). Validación de los Supuestos sobre los Errores. 2021. Universidad Nacional de Colombia. <https://www.medellin.unal.edu.co/~ndgiraldo/Archivos%20Lectura/Archivos%20curso%20Series%20EIO/Capitulo%205%20Notas%20de%20Clase.pdf>

Juan David Velásquez, Fernan Alonso Villa Garzon, Paola Andrea Sánchez-Sánchez. (2011). ¿Cómo implementar un modelo de volatilidad usando lenguaje R? 2021. ResearchGate. https://www.researchgate.net/publication/256662580_Como_Implementar_un_Modelo_de_Volatilidad_Usando_Lenguaje_R.

Manuel Perea. (2020). Ejemplos R. 2021. Universitat de València. https://www.uv.es/mperea/r_ejemplo.htm

Lucy Amigo Dobaño. (2021). Modelo ARCH: Análisis de la volatilidad de series temporales financieras. 2021. Dialnet. [https://Dialnet-ModelosArch-274703%20\(3\).pdf](https://Dialnet-ModelosArch-274703%20(3).pdf)

Alfonso Novales. (2013). Modelos ARCH univariantes y multivariantes. 2021. Universidad Complutense de Madrid. <https://www.ucm.es/data/cont/media/www/pag-41460/Arch.pdf>

Graves, Spencer. (2005). *Analysis of Financial Time Series*. 2021. Companion to Tsay <https://CRAN.R-project.org/package=FinTS>.

Ghalanos, Alexios. (2005). *Univariate Garch Models*. 2021. Rugarch. <https://CRAN.R-project.org/package=rugarch>.

Constantin Colonescu. (2016). Principles of Econometrics with R. 2021. Bookdown. <https://bookdown.org/ccolonescu/RPoE4/time-varying-volatility-and-arch-models.html>

Gonzalez Gonzalez Estefany Doranely. (2019). Modelo ARCH y GARCH. 2021. RPubs. <https://rpubs.com/EstefanyGlez/555240>

RPubs. (2021). Análisis básico de series temporales con R, definición de una serie temporal. 2021. RPubs. <https://rpubs.com/joser/SeriesTemporalesBasicas>

TDX. (2021). Volatilidad. 2021. TDX <https://www.tdx.cat/bitstream/handle/10803/6503/03CAPITULO2.pdf?sequence=3&isAllowed=y>

Funds Society. (2021). Mercados emergentes: entre la volatilidad por el COVID-19 y las oportunidades de inversión. 2021. Funds Society. <https://www.fundssociety.com/es/noticias/mercados/mercados-emergentes-entre-la-volatilidad-por-el-covid-19-y-las-oportunidades-de-inversion>

María Concepción del Alto. (2021). El mercado accionario en México, dos realidades. 2021. El financiero. <https://www.elfinanciero.com.mx/monterrey/2021/10/06/maria-concepcion-del-alto-el-mercado-accionario-en-mexico-dos-realidades/>

Fondo de Ahorro de Panamá. (2021). Los Mercados Emergentes y su Importancia para un Inversionista Diversificado.2021. Fondo de Ahorro de Panamá.

<https://www.fondoahorropanama.com/blog/2021/04/15/los-mercados-emergentes-y-su-importancia-para-un-inversionista-diversificado>

Esteban Rojas. (2019). Flujos de capital extranjero a México bajan 6 mil mdd en 3 meses. 2019. El financiero.

<https://www.elfinanciero.com.mx/economia/flujos-de-capital-extranjero-a-mexico-bajan-a-6-mil-mdd-en-3-meses/>

Ceyla Pazarbasioglu. 2020. Reactivar los flujos de inversión extranjera directa (IED) es crucial para la recuperación económica en las economías en desarrollo. Banco Mundial Blogs. 2020.

<https://blogs.worldbank.org/es/voces/reactivar-los-flujos-de-inversion-extranjera-directa-es-crucial-para-la-recuperacion-economica>

Zúñiga Beatriz (2020). Mercados emergentes: entre la volatilidad por el COVID-19 y las oportunidades de inversión. Funds Society. 2020.

<https://www.fundssociety.com/es/noticias/mercados/mercados-emergentes-entre-la-volatilidad-por-el-covid-19-y-las-oportunidades-de-inversion>

Rodríguez Benavides (2019). Impacto de la volatilidad del precio internacional del petróleo en los rendimientos accionarios de los principales mercados de América Latina. Universidad Autónoma Metropolitana. 2019.

<http://estocastica.azc.uam.mx/index.php/re/article/view/124>

Franklin Templeton (2020). Perspectivaas de la inversión sobre el coronavirus y la inversión. Franklin Templeton. 2020.

<https://www.franklintempleton.com.mx/investor/article?contentPath=html/ftthinks/common-es/perspectivas-de-inversion-sobre-el-coronavirus-y-la-volatilidad.html>

Serrano Herrera Carlos (2021). La economía en 2021: el impulso de Estados Unidos será insuficiente. El Financiero. 2021.

<https://www.elfinanciero.com.mx/opinion/carlos-serrano-herrera/la-economia-en-2021-el-impulso-de-estados-unidos-sera-insuficiente/>

Habitat (2020). ¿Qué es la volatilidad financiera y cómo afecta a una inversión? AFP Habitat. 2020.

<https://www.afphabitat.com.pe/aprende-de-prevision/inversiones/que-es-la-volatilidad-financiera/>

Joan Lanzagorta (2020). El coronavirus y la volatilidad en los mercados financieros. El economista. 2020.

<https://www.eleconomista.com.mx/opinion/El-coronavirus-y-la-volatilidad-en-los-mercados-financieros-20200309-0104.html>

Angel Ojeda Villaseñor (2020). La volatilidad y la diversificación llegaron para quedarse. BBVA 2020.

<https://www.bbva.mx/personas/noticias-inversiones/2020/la-volatilidad-y-la-diversificacion-llegaron-para-quedarse.html>