



UNIVERSIDAD JOSÉ CARLOS MARIÁTEGUI

VICERRECTORADO DE INVESTIGACIÓN

**FACULTAD DE CIENCIAS JURÍDICAS, EMPRESARIALES Y
PEDAGÓGICAS**

ESCUELA PROFESIONAL DE CONTABILIDAD

TESIS

**“BOLSA DE VALORES DE LIMA Y LA VOLATILIDAD DE LOS
MERCADOS FINANCIEROS 2000-2018”**

PRESENTADA POR:

Bach. CARMEN YANETH MONASTERIO PILCO

ASESOR:

DR. TEOFILO LAURACIO TICONA

PARA OPTAR EL TÍTULO PROFESIONAL DE CONTADOR PÚBLICO

MOQUEGUA – PERÚ

2021

ÍNDICE GENERAL

AGRADECIMIENTO	
DEDICATORIA	
JURADOS	
ÍNDICE DE TABLAS	i
ÍNDICE DE FIGURAS	ii
ÍNDICE DE ANEXOS	iii
RESUMEN	iv
ABSTRACT	v
INTRODUCCIÓN	vi
I. EL PROBLEMA DE LA INVESTIGACIÓN.....	8
1.1 Descripción de la realidad problemática.....	8
1.2 Definición del problema.....	9
1.3 Objetivo de la investigación.....	10
1.4 Justificación e importancia de la investigación	10
1.5 Variables	11
1.6 Hipótesis de la investigación	13
II. MARCO TEÓRICO.....	14
2.1 Antecedentes de la investigación	14
2.2 Bases teóricas.....	16
2.3 Marco conceptual.....	21
III. MÉTODO.....	23

3.1	Tipo de investigación.....	23
3.2	Diseño de investigación	24
3.3	Población y muestra.....	24
3.4	Técnicas e instrumentos de recolección de datos.....	25
3.5	Técnicas de procesamiento y análisis.....	25
3.6	Validez de los instrumentos de investigación	27
IV.	PRESENTACIÓN Y ANÁLISIS DE LOS RESULTADOS	28
4.1	Presentación de resultados.....	28
4.2	Contrastación de hipótesis	41
4.3	Discusión de resultados	45
V.	CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES	47
5.1	Conclusiones.....	47
5.2	Recomendaciones.....	48
	BIBLIOGRAFÍA	50
	ANEXOS	54

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1. Operacionalización de las variables de estudio.....	12
Tabla 2. Estadísticas descriptivas de las variables de estudio.....	28
Tabla 3. Matriz de correlaciones	32
Tabla 4. Tests de raíz unitaria	34
Tabla 5. Test ARCH de orden 1 - ARCH (1).....	36
Tabla 6. Test ARCH de orden 2 - ARCH (2).....	36
Tabla 7. Test ARCH de orden 3 - ARCH (3).....	37
Tabla 8. Test ARCH de orden 4 - ARCH (4).....	37
Tabla 9. Modelos ARCH estimados para IGBVL.....	40

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. Comportamiento conjunto de las Bolsas	30
Figura 2. Rentabilidad de las Bolsas	30
Figura 3. Diferencial de las Bolsas	35
Figura 4. Residuos del modelo ARCH (3)	42
Figura 5. Correlograma de los residuos del modelo ARCH (3)	43
Figura 6. Test de Normalidad del modelo ARCH (3)	44
Figura 7. Proyección del modelo ARCH (3)	45
Figura 8. Varianza y desviación estándar condicional de ARCH (3)	45
Figura 9. Comportamiento diario de las Bolsas de 2000-2018.....	56
Figura 10. Rentabilidad de las Bolsas (multigráfico)	57
Figura 11. Diferencial de las Bolsas	58

ÍNDICE DE ANEXOS

Anexo 1. Matriz de consistencia de la investigación	55
Anexo 2. Comportamiento de las bolsas	56
Anexo 3. Estadísticas descriptivas	58
Anexo 4. Tests de estacionariedad o de raíz unitaria.....	59
Anexo 5. Test de efectos ARCH.....	73
Anexo 6. Estimación de modelos ARCH	75
Anexo 7. Diagnóstico de ARCH (3)	78
Anexo 8. Proyección del modelo ARCH (3)	80

RESUMEN

Las fluctuaciones no predecibles de las economías en el mundo y la implementación de inversiones fomentan la búsqueda de métodos de modelamiento y proyección para establecer el comportamiento de un cierto índice de la bolsa de valores en particular. Es así que estudios realizados por diversos investigadores indican que la volatilidad de los mercados bursátiles puede ser capturada por modelos de varianza condicional ARCH que son capaces de predecir la varianza futura de un activo y de ese modo realizar un control y su modelamiento para un índice de bolsa de estudio en particular. El objetivo principal de esta investigación es encontrar un modelo ARCH para modelar el Índice General de la Bolsa de Valores de Lima (IGBVL) en relación de las bolsas más importantes que se encuentran relacionadas a la economía peruana para los períodos 2000 a 2018 con información diaria. Los resultados muestran que utilizando los criterios de Akaike (AIC) y Bayesiano de Schwarz (SC) se seleccionó al modelo ARCH (3) como el modelo ganador para el modelamiento y proyección del Índice General de la Bolsa de Valores de Lima (IGBVL) en relación a las bolsas de Estados Unidos (SP500), de España (IBX35), de Brasil (BOVESPA) y China (SHANGHAI) dado que presentan el menor valor de AIC y SC.

Palabras Claves: ARCH, volatilidad condicional, modelamiento, finanzas.

ABSTRACT

The unpredictable fluctuations of the economies in the world and the implementation of investments encourage the search for modeling and projection methods to establish the behavior of a certain index of the stock market in particular. Thus, studies carried out by various researchers indicate that the volatility of the stock markets can be captured by ARCH conditional variance models that are able to predict the future variance of an asset and thus perform a control and its modeling for a rate of study bag in particular. The main objective of this research is to find an ARCH model to model the General Index of the Lima Stock Exchange (IGBVL) in relation to the most important exchanges that are related to the Peruvian economy for the periods 2000 to 2018 with daily information. The results show that using the information criteria of Akaike (AIC) and Bayesiano de Schwarz (SC) the ARCH model (3) was selected as the winning model for the modeling and projection of the General Index of the Lima Stock Exchange (IGBVL) in relation to the United States (SP500), Spain (IBX35), Brazil (BOVESPA) and China (SHANGHAI) exchanges, since they have the lowest AIC and SC value.

Keywords: ARCH, conditional volatility, modeling, finance.

INTRODUCCIÓN

La volatilidad de los mercados financieros es una medida de la velocidad del mercado, es decir, la velocidad de ajuste de los precios de los activos financieros ante eventuales fenómenos o circunstancias ocurridos en estos mercados. Al respecto, también existen mercados que se mueven más despacio, a estos se denominan mercados de baja volatilidad, mientras que los mercados que se mueven con mayor velocidad se denominan “mercados de alta volatilidad”. Es así que al cuantificar la volatilidad futura de los mercados de valores e introducir un modelo teórico de valoración, cualquier valor obtenido será más confiable que si únicamente se hubiera ignorado la volatilidad. Al respecto estos fenómenos de volatilidad de los mercados bursátiles puede ser capturada por modelos de varianza condicional ARCH o modelos autoregresivos con varianza condicional que son capaces de predecir la varianza futura de un activo financiero y de ese modo realizar un control y su modelamiento con la finalidad de capturar su comportamiento en el tiempo.

La estructura del trabajo es la siguiente: en el primer capítulo se presenta la descripción y definición de la realidad problemáticas, los objetivos de la investigación, la justificación e importancia de la investigación, las variables a usarse y las hipótesis de la investigación. En el segundo capítulo, denominado marco teórico, está compuesto por los antecedentes de la investigación, las bases teóricas y el marco conceptual. En el tercer capítulo se denomina método y describe el tipo de investigación, el diseño de la investigación, la población y la muestra, las técnicas e instrumentos de recolección de datos y la validez de los instrumentos de la investigación. El cuarto capítulo presenta los resultados de la investigación, su

contrastación de hipótesis y una discusión de los resultados más importantes. Finalmente, el quinto capítulo presentalas conclusiones y recomendaciones más sobresalientes del presente trabajo.

CAPÍTULO I

EL PROBLEMA DE LA INVESTIGACIÓN

1.1 Descripción de la realidad problemática

La “volatilidad” es una característica fundamental de los mercados financieros en el mundo cuyo modelamiento y proyección es de suma importancia para los inversionistas ya que al no contar con esa herramienta puede llegar a disminuir la operatividad en dichos mercados.

Luego, la volatilidad de los mercados financieros es una medida de la velocidad del mercado, es decir con qué velocidad se ajustan los precios de los activos financieros ante determinados hechos o circunstancias en estos mercados. Al respecto, también existen mercados que se mueven más despacio, a estos se denominan mercados de baja volatilidad, mientras que los mercados que se mueven con mayor velocidad se denominan “mercados de alta volatilidad”. En efecto, se deduce que algunos mercados son más volátiles que otros. Es así que al cuantificar la volatilidad futura de los mercados de valores e introducir un modelo teórico de valoración, cualquier valor obtenido será más confiable que si únicamente se hubiera ignorado la volatilidad.

Debido a las fluctuaciones no predecibles que se presentan en las economías en el mundo, es necesario fomentar la búsqueda de métodos de modelamiento y proyección para los factores que diariamente afectan el desenvolvimiento de los mercados financieros. Es así que estudios realizados por diversos investigadores indican que la volatilidad de los mercados bursátiles puede ser capturada por

modelos de varianza condicional ARCH que son capaces de predecir la varianza futura de un activo y de ese modo realizar un control y su modelamiento para una bolsa de estudio en particular.

En el trabajo se pretende modelar la volatilidad de los mercados globales, el comportamiento de la volatilidad que tiene el mercado de valores del Perú utilizando el Índice General de la Bolsa de Valores de Lima (IGBVL) y su relación con otros mercados del mundo, de este modo, se considerará los índices de los mercados más representativos del mundo, entre ellos los índices de la bolsa de valores de Estados Unidos (SP500), Brasil (BOVESPA), China (SHANGHAI) y España (IBX35) para el período 2000 a 2018 en razón de un período especial de alta volatilidad que incluye el período de la crisis financiera internacional.

1.2 Definición del problema

El objetivo del presente trabajo es encontrar el modelo ARCH para modelar el Índice General de la Bolsa de Valores de Lima en relación de las bolsas más importantes que se encuentran relacionadas a la economía peruana para los períodos 2000 a 2018 con información diaria. Para ello, se plantea las siguientes preguntas de investigación:

Pregunta general

¿Cuál es el efecto de los mercados financieros internacionales en la Bolsa de Valores de Lima en el período 2000-2018?

Preguntas específicas

- A) ¿Cuál es el efecto de la Bolsa de Brasil y España sobre la Bolsa de Lima para el período 2000-2018?

- B) ¿Cuál es el efecto de la Bolsa de Estados Unidos y China sobre la Bolsa de Lima para el período 2000-2018?

1.3 Objetivo de la investigación

Objetivo general

Hallar el efecto de los mercados financieros internacionales en la Bolsa de Valores de Lima en el período 2000-2018.

Objetivos específicos

- A) Hallar el efecto de la bolsa de Brasil y España sobre la Bolsa de Lima para el período 2000-2018.
- B) Hallar el efecto de la bolsa de Estados Unidos y China sobre la Bolsa de Lima para el período 2000-2018.

1.4 Justificación e importancia de la investigación

Las fluctuaciones no predecibles de las economías en el mundo y la implementación de inversiones fomentan la búsqueda de métodos de modelamiento y proyección para establecer el comportamiento de un cierto índice de la bolsa de valores en particular. Es así que estudios realizados por diversos investigadores indican que la volatilidad de los mercados bursátiles puede ser capturada por modelos de varianza condicional ARCH que son capaces de pronosticar el comportamiento en el futuro de los activos y de ese modo realizar un control y su modelamiento para un índice de bolsa de estudio en particular. Luego es de importancia investigar el mercado bursátil para ello se plantea encontrar un modelo ARCH para modelar el IGBVL en relación de las bolsas de Estados Unidos

(SP500), de España (IBX35), de Brasil (BOVESPA) y China (SHANGHAI) que son las más importantes debido que están muy relacionadas a la economía peruana por ser los principales socios comerciales para el período 2000 a 2018. Los resultados serán de gran utilidad para los inversionistas y analistas de inversiones en la región y en país debido que será posible hallar el efecto de cada una sobre el IGBVL y posteriormente realizar su proyección en el tiempo.

1.5 Variables

Las variables que se utilizarán para el presente proyecto se describen en el cuadro siguiente, donde se identifica a la variable IGBVL como la variable dependiente o variable a estudiar y la variable independiente es los mercados financieros internacionales cuyas dimensiones son: los valores diarios de las respectivas bolsas SP500, IBX35, BOVESPA y SHANGHAI que corresponden a Estados Unidos, España, Brasil y China, respectivamente. La descripción de estas variables se muestra en la Tabla 1 de operacionalización de variables de estudio. La primera columna de la tabla muestra la variable dependiente y las variables independientes. En la segunda columna se muestra las dimensiones de las variables que se están considerando. Así se para la variable dependiente se tiene como dimensión los valores diarios del IGBVL; y para las variables independientes los valores diarios de de las bolsas extranjeras SP500 de Estados Unidos, IBX35 de España, BOVESPA de Brasil y SHANGHAI de China. La tercera columna de la tabla muestra una descripción de las variables utilizadas y en las columnas 4 y 5 se muestran los valores de indicador y el rango que corresponden, en este caso los valores que toman las variables son un número real.

Tabla 1.*Operacionalización de las variables de estudio*

Variable Dependiente	Dimensión	Definición operacional	Indicador	Rango o escala de medición
1. IGBVL	1.1 Valores diarios del IGBVL	Es un número índice que muestra el comportamiento de la Bolsa de Lima	1.1.1 IGBVL	Número real
Variable Independiente	Dimensión	Definición operacional	Indicador	Rango o escala de medición
2. Mercados financieros internacionales	2.1 Valores diarios del SP500	Es el Índice Standard & Poor's que muestra el comportamiento de la Bolsa de Estados Unidos	2.1.1 SP500	Número real
	2.2 Valores diarios del IBX35	Es el Índice IBX35 que muestra el comportamiento de la Bolsa de España	2.2.1 IBX35	Número real
	2.3 Datos diarios de BOVESPA	Es el Índice BOVESPA que muestra el movimiento diario de la Bolsa de Brasil	2.3.1 BOVESPA	Número real
	2.4 Datos diarios de SHANGHAI	Es el Índice SHANGHAI que muestra el movimiento de la Bolsa de China	2.4.1 SHANGHAI	Número real

Fuente: Elaboración propia

1.6 Hipótesis de la investigación

Hipótesis general

Los mercados financieros internacionales tienen un efecto significativo en la determinación de la Bolsa de Valores de Lima en el período 2000-2018.

Hipótesis específicas

- A) La Bolsa de Brasil y de España tienen un efecto positivo en la determinación de la Bolsa de Lima en el período 2000-2018.

- B) La Bolsa de Estados Unidos y China tienen un efecto negativo en la determinación de la Bolsa de Lima en el período 2000-2018.

CAPÍTULO II

MARCO TEÓRICO

2.1 Antecedentes de la investigación

Chambi (2017) en su trabajo sobre la volatilidad de mercados financieros para el IGBVL, con el objetivo de determinar el tipo de volatilidad de la rentabilidad de la BVL, encontró que los modelos ARCH(1) y GARCH(1,1) son los que se ajustan a la información diaria del índice de BVL. Para ello utilizó la metodología de mínimos cuadrados.

Alonso & Torres (2014) respecto de las características estadísticas del índice general de la Bolsa de Valores de Colombia (IGCB), encontraron cinco hechos estilizados en la IGCB en los primeros diez años, para ello utilizaron una batería de pruebas estadísticas para la evidencia de los hechos estilizados, siendo ellas las siguientes: no se presenta evidencia suave del mercado, colas pesadas de la distribución de rendimientos, normalidad agregada, volatilidad no constante y efecto Taylor.

Nieva (2013) respecto a la estimación de la media y varianza condicional del mercado de Stock para Colombia, Perú, México, Chile y Estados Unidos con la finalidad de encontrar una dependencia, utilizó la metodología ARIMA y APARCH encontrando que Estados Unidos es el mercado más eficiente y los menos eficientes son los mercados de México, Chile, Colombia y Perú.

Villada, Muñoz, & García (2012) respecto al pronóstico de los precios en el mercado de valores colombiano haciendo uso de las redes neuronales, encontraron que las

redes neuronales muestran un buen comportamiento con bajos errores tanto en el aprendizaje como en la predicción.

Fernández (2010) en su investigación sobre aplicación del modelo EGARCH para la volatilidad de series financieras de Colombia, encontró que los modelos EGARCH son adecuados para capturar los hechos estilizados del comportamiento del mercado colombiano.

Lopez, Venegas-Martínez, & Sánchez (2009) respecto de la volatilidad de los rendimientos del mercado mexicano de capitales, utiliza memoria larga para los rendimientos del Índice de Precios y Cotizaciones (IPC) de la Bolsa Mexicana de Acciones, encontraron evidencia de memoria larga para el IPC y el mejor modelo que sugieren utilizar es el ARFI-GARCH.

López & Vázquez (2009) respecto a las variables económicas y el modelo factorial para la bolsa de valores mexicana, utilizaron el modelo EGARCH-X(1,1) para 31 acciones encontrando que durante el período de análisis las variables estudiadas se vieron influenciadas por los rendimientos, lo que indicaría que son explicativas del riesgo sistemático valorado por el mercado mexicano.

Guzmán, Leyva, & Cárdenas (2007) respecto del estudio del índice de precios y cotizaciones de la Bolsa Mexicana de Valores, encontraron que un modelo ARIMA con efectos ARCH son adecuados para el pronóstico de este índice.

Pérez & Castaño (2006) respecto al análisis de volatilidad del Índice General de la Bolsa de Valores de Colombia utiliza modelos de heteroscedasticidad condicional autoregresiva ARCH y concluye que este tipo de modelos son adecuados para modelar el comportamiento de la volatilidad del mercado accionario colombiano.

López (2004) en su trabajo sobre el modelado de la volatilidad y pronóstico de la Bolsa Mexicana de Valores medido por el Índice de Precios y Cotizaciones (IPC), evaluó tres modelos ARCH siendo los modelos GARCH(1,1), TARARCH(1,1) y EGARCH(1,1) los modelos que se acomodan a la volatilidad del IPC.

2.2 Bases teóricas

Series temporales en Finanzas

Una serie de tiempo es una colección de valores de una variable recogidas secuencialmente en el tiempo. Esta colección de información puede ser por ejemplo: los precios de una economía, beneficios netos de una compañía, número de habitantes de un país o región, tasa de mortalidad, índice de las bolsas de valores en el mundo, niveles de CO₂ recogidos durante varios años, etc. La característica más importante de los datos que conforman una serie temporal en comparación con los datos de sección cruzada (o de corte transversal) es que los datos que conforman la serie temporal está ordenada en el tiempo, es decir, si son datos mensuales empieza del mes de enero, febrero, etc. En el caso de los datos de sección cruzada, el orden no es importante, por ejemplo si tuviéramos información de salarios para una cierta comunidad, y si primero pondríamos al individuo que tiene más salarios y en ultimo lugar al que menor salario posea, los resultados serán los mismos en la estimación que si invirtiéramos este orden o que si consideráramos en un orden aleatorio toda la información disponible. En cambio, en una serie temporal, el orden cronológico es muy importante y además es único su valor.

Una serie temporal se puede denominar como una serie temporal de baja frecuencia o serie temporal de alta frecuencia. Una serie temporal de baja

frecuencia es aquella serie que contiene información con datos mensuales, trimestrales, anuales, etc. Mientras que una serie temporal de alta frecuencia es aquella que presenta información con datos diarios, horarios, minutos, etc. El objetivo en la estimación de una serie temporal es predecir a corto plazo el futuro de la variable de interés, para ello se intenta explicar la variable de interés en relación a su propio pasado sin considerar otras relaciones con variables que afectan directamente.

Una serie temporal puede clasificarse como discreta o continua en el tiempo. Una serie temporal de una variable de interés se denomina determinística si es posible determinar exactamente los valores que toma la variable de interés. Asimismo, un variable temporal se denomina estocástica cuando sólo se puede determinar el comportamiento futuro de la variable tomando en consideración su comportamiento pasado bajo un valor de distribución de probabilidad o una ecuación de comportamiento.

Al momento de estudiar una serie temporal, el paso inicial es dibujar y ver su comportamiento, es decir ver cómo se comporta, si presenta tendencia, se presencia estacionalidad y si presenta observaciones extrañas o atípicas.

Las series de tiempo se basan en una descomposición las cuales son las siguientes:

- **Tendencia.** Es el cambio en el largo plazo que experimenta la variable de estudio en relación a su valor medio.
- **Efecto estacional.** Las series temporales en diversas ocasiones presentan una periodicidad en su comportamiento, esta puede ser semanal, mensual, anual, etc. Por ejemplo, en el gasto de consumo, los meses que muestra un

comportamiento mayor en las familias son los meses de julio y diciembre, que en el Perú son las fiestas patrias y fiestas de navidad.

- **Componente aleatorio.** Posterior a la identificación de los puntos anteriores en las series de tiempo aún pueden contener un comportamiento con valores aleatorios, el objetivo en este punto es estudiarlos y plantear un modelo probabilístico que los describa.

Clasificación de las series temporales

Las series temporales se clasifican en series estacionarias y series no estacionarias.

- **Series estacionarias.** Se dice que una serie temporal es estacionaria cuando tiene un comportamiento estable en el tiempo, es decir que sus valores de la media y desviación estándar tienen un comportamiento estable a través del tiempo. Observando gráficamente en la serie temporal, su comportamiento debería oscilar respecto a una media y una desviación estándar constante a través del tiempo, es decir no se comporta mostrando cambios bruscos de sus valores.
- **Series no estacionarias.** Se dice que una serie temporal es no estacionaria cuando tiene un comportamiento inestable en el tiempo, es decir que sus valores de la media y desviación estándar tienen un comportamiento variable a través del tiempo. Si observamos gráficamente el comportamiento de la serie temporal, su comportamiento no oscila respecto a una media y una desviación estándar constante a través del tiempo, es decir podría mostrar cambios bruscos o variaciones en sus valores a través del tiempo.

Para la selección de modelos de estimación se hace uso de los criterios de Akaike (AIC) y Schwartz (SC).

Criterio de Akaike (AIC)

Para la selección de modelos se utilizan tests estadísticos. Uno de ellos es el Criterio de Información de Akaike, este fue propuesto por el matemático japonés Akaike (1974). Este test es estadístico que es útil para la selección del modelo más eficiente dentro de un conjunto de modelos. EL objetivo en la selección es comparar los modelos estimados y aquel que tenga el menor valor del estadístico es el más eficiente. La ecuación para la selección del modelo más eficiente está dada por la expresión que sigue a continuación:

$$AIC = 2k - 2\ln(L)$$

De la ecuación anterior se tiene que el valor de k representa al número total de parámetros independientes que se está empleando en la estimación del modelo y el valor de L es el valor numérico de la función log-likelihood o de máxima verosimilitud para el modelo que se ha realizado la estimación.

Criterio de Información de Bayes (BIC)

El Criterio de Información de Bayes (BIC) o llamado también como el Criterio Bayesiano de Schwarz (SC) fue propuesto por desarrollado Schwarz (1978) que a su vez es un estadístico igual que el caso anterior que permite la elección del mejor modelo dentro de un grupo de modelos. Su elección es similar al caso anterior, es necesario verificar aquel modelo que tenga el menor valor del estadístico para ser considerado el modelo más eficiente. La ecuación general del estadístico a emplear es la ecuación siguiente:

$$-2\ln p(x|k) \approx BIC = -2\ln l$$

De la ecuación anterior se tiene que el valor de n es el número total de observaciones empleadas en la estimación del modelo o llamado también el tamaño muestral, el valor de k es el número de parámetros libres o parámetros independientes que se consideran en la estimación del modelo que incluyen al término constante y el valor de L es el valor que maximiza la función de máxima verosimilitud dentro de la ecuación estimada.

Tests de raíz unitaria

En esta sección se desarrolla tests de raíz unitaria o de estacionariedad para las variables que se utilizarán en el modelo. Se utilizará el test ADF o Dickey-Fuller Aumentado debido a Dickey & Fuller (1979), test de PP o Phillips-Perron debido a Phillips & Perron (1988) donde tiene como hipótesis la existencia de una raíz unitaria en la serie. Y el test KPSS debido a Kwiatkowski, Phillips, Schmidt, & Shin, (1992) cuya hipótesis es la estacionariedad de la serie. A priori es de esperar que las variables analizadas presentan raíz unitaria debido que su comportamiento no es estable en el tiempo.

Tests de efectos ARCH

El siguiente paso es verificar la existencia de efectos ARCH de volatilidad para el modelo del Índice General de la Bolsa de Valores de Lima (IGBVL), para tal efecto Se realiza el test para el orden de uno a cinco para ver si existe el efecto ARCH, donde muestra los tests de F y Chi-cuadrado. La hipótesis nula del test es H_0 : Homoscedasticidad y la hipótesis alterna H_a : Heteroscedasticidad.

Modelo teórico para el Índice General de la Bolsa de Valores de Lima

Se tiene el siguiente modelo para el Índice General de la Bolsa de Valores de Lima:

$$IGBVL_t = \beta_0 + \beta_1 BOVESPA_t + \beta_2 SHANGHAI_t + \beta_3 SP500_t + \beta_4 IBX35_t + \varepsilon_t$$

donde $\beta_0, \beta_1, \beta_2, \beta_3, \beta_4$ son parámetros del modelo, $IGBVL_t$ es el Índice de la Bolsa de Valores de Lima en el período t , $BOVESPA_t$ es el Índice de la Bolsa de Brasil en el período t , $SHANGHAI_t$ el índice de la bolsa de China en el período t , $SP500_t$ el índice de la bolsa de Estados Unidos en el período t y $IBX35_t$ es el índice de la bolsa de España en el período t . El término ε_t son los errores de la estimación en el período t .

2.3 Marco conceptual

Para efectos del presente trabajo de investigación se presenta las siguientes definiciones:

Bolsa de valores. “Organización privada que da las facilidades para que sus integrantes, introduzcan órdenes y realicen negociaciones de compra-venta de valores, tales como acciones de sociedades o compañías anónimas, bonos públicos y privados, certificados, títulos de participación y una amplia variedad de instrumentos de inversión”.

Estacionariedad. “Una serie temporal es estacionaria cuando la media y la variabilidad se mantienen constantes a lo largo del tiempo, es decir, no es en función del tiempo; y además, no presenta tendencia”¹.

Heteroscedasticidad. “En estadística se dice que un modelo de regresión lineal presenta heteroscedasticidad cuando la varianza de los errores no es constante en todas las observaciones realizadas. Esto implica el incumplimiento de una de las

¹ Extraído de RPUBS (2018)

hipótesis básicas sobre las que se asienta el modelo de regresión lineal, la homoscedasticidad”².

Mercado de acciones. “Hace referencia al lugar o forma en que se compran y venden acciones”³.

Modelo econométrico. “Son aquellos modelos económicos formulados en forma matemática que establecen la relación que existe entre las variables endógenas y las variables exógenas que explican el comportamiento sistemático o determinista del modelo y su perturbación aleatoria que explican la parte no determinista”⁴.

Series de tiempo. “Las series temporales son una secuencia de datos ordenados cronológicamente, para su análisis se utilizan diversos métodos para su interpretación”⁵.

Volatilidad. “La volatilidad es muy útil para calcular el riesgo de algún instrumento financiero ya que esta mide la frecuencia e intensidad de los cambios de los activos a través de su desviación estándar”⁶.

² Extraído de Economipedia (2018)

³ Extraído de Economipedia (2018)

⁴ Extraído de EXPANSION (2017)

⁵ Extraído de EXPANSION (2017)

⁶ Extraído de López (2004)

CAPÍTULO III

MÉTODO

3.1 Tipo de investigación

Para la ejecución del presente trabajo de investigación se aplicará los siguientes métodos de investigación:

3.1.1 Investigación descriptiva

La investigación descriptiva “comprende la descripción, registro, análisis e interpretación de la naturaleza actual, y la composición o proceso de los fenómenos. El enfoque se hace sobre conclusiones dominantes o sobre grupo de personas, grupo o cosas, se conduce o funciona en presente” (Tamayo, 2003). Permite la recopilación de información sobre un hecho real. Consiente en organizar, resumir, presentar, analizar y generalizar los resultados tendientes a una interpretación correcta sobre la base de los datos conseguidos.

Este método permitirá recopilar la información sobre variables que para el caso del presente trabajo son los índices de las bolsas de valores importantes para modelar el índice General de la Bolsa de Valores de Lima. Con esta información, organizaremos y analizaremos los resultados obtenidos.

3.1.2 Investigación explicativa

Según Hernández, Fernández, & Baptista (2014) los estudios explicativos pretenden establecer las causas de los sucesos o fenómenos que se estudian y su interés se centra en explicar por qué ocurre un fenómeno y en qué condiciones se manifiesta o por qué se relacionan dos o más variables para explicar a una variable

endógena.

3.1.3 Enfoque de investigación

El presente trabajo de investigación es cuantitativo, dado que consigna un orden específico, lleva marco teórico, hipótesis, emplea el método deductivo y sobre todo hace uso de la econometría.

3.2 Diseño de investigación

En el diseño empleado para la presente investigación se hace uso de la información diaria extraída de la web respecto a los índices de las bolsas de valores para el período 2000 a 2018. Es así que para la bolsa de Lima (IGBVL) se utilizó información de IGBVL (2019), para la bolsa de Estados Unidos se utilizó información de S&P (2019), para la bolsa de España se utilizó IBEX (2019), para la bolsa de Brasil se utilizó BOVESPA (2019) y para la bolsa de China se utilizó información de SHANGHAI (2019).

3.3 Población y muestra

3.3.1 Población

La población está conformada por toda la información disponible en el tiempo sobre el Índice General de la Bolsa de Valores de Lima (IGBVL), índice de la bolsa de valores de Estados Unidos (SP500), índice de España (IBX35), índice de Brasil (BOVESPA) y el índice de China (SHANGHAI) que se encuentra en la página web de IGBVL (2019), S&P (2019), IBEX (2019), BOVESPA (2019) y SHANGHAI (2019), respectivamente.

3.3.2 Muestra

El número de la muestra utilizada para el presente trabajo es de un total de 4,812 observaciones diarias para el período 2000-2018 comprendidas entre el 04-01-2000 y 13-06-2018 correspondientes a los índices IGBVL, Índice Standard & Poor's 500 de EEUU (SP500), Índice IBX35 de España (IBEX), Índice BOVESPA de Brasil (BOVESPA), Índice SHANGHAI de China (SHANGHAI).

3.4 Técnicas e instrumentos de recolección de datos

La información a utilizar proviene de la página web del IGBVL (IGBVL, 2019) con información diaria del IGBVL para los años 2000 a 2018.

3.5 Técnicas de procesamiento y análisis

Para el procesamiento y análisis de los datos se hará uso del modelamiento del proceso autoregresivo y heteroscedasticidad condicionada mediante el modelo ARCH que son muy recomendados para analizar series financieras con mucha volatilidad. Asimismo, se utilizará las pruebas estadísticas siguientes para el análisis de la serie IGBVL:

- Prueba de raíz unitaria de Dickey-Fuller, Phillip-Perron y KPSS
- Correlograma
- Prueba de Normalidad
- Prueba de autocorrelación LM y ARCH
- Prueba de estabilidad AR/MA
- Criterio de Akaike (AIC)

- Criterio de Información de Bayesiano de Schwarz (SC)

3.5.1 Criterio de Akaike (AIC)

Para la selección de modelos se utilizan tests estadísticos. Uno de ellos es el Criterio de Información de Akaike, este fue propuesto por el matemático japonés Akaike (1974). Este test es estadístico que es útil para la selección del modelo más eficiente dentro de un conjunto de modelos. EL objetivo en la selección es comparar los modelos estimados y aquel que tenga el menor valor del estadístico es el más eficiente. La ecuación para la selección del modelo más eficiente está dada por la expresión que sigue a continuación:

$$AIC = 2k - 2\ln(L)$$

De la ecuación anterior se tiene que el valor de k representa al número total de parámetros independientes que se está empleando en la estimación del modelo y el valor de L es el valor numérico de la función log-likelihood o de máxima verosimilitud para el modelo que se ha realizado la estimación.

3.5.2 Criterio de Información de Bayes (BIC)

El Criterio de Información de Bayes (BIC) o llamado también como el Criterio Bayesiano de Schwarz (SC) fue propuesto por desarrollado Schwarz (1978) que a su vez es un estadístico igual que el caso anterior que permite la elección del mejor modelo dentro de un grupo de modelos. Su elección es similar al caso anterior, es necesario verificar aquel modelo que tenga el menor valor del estadístico para ser considerado el modelo más eficiente. La ecuación general del estadístico a emplear es la ecuación siguiente:

$$-2\ln p(x|k) \approx BIC = -2\ln l$$

De la ecuación anterior se tiene que el valor de n es el número total de observaciones empleadas en la estimación del modelo o llamado también el tamaño muestral, el valor de k es el número de parámetros libres o parámetros independientes que se consideran en la estimación del modelo que incluyen al término constante y el valor de L es el valor que maximiza la función de máxima verosimilitud dentro de la ecuación estimada.

3.6 Validez de los instrumentos de investigación

Para el desarrollo del presente estudio se hace uso de la estadística, la econometría de series de tiempo y posteriormente diversos tests estadísticos para la estimación y contraste de los determinantes de la bolsa de Lima para el período 2000-2019. En particular, el trabajo emplea la estimación de modelos ARCH (modelos autoregresivos de varianza condicional) para la estimación de los modelos donde la variable dependiente es la variable IGBVL y las variables independientes o exógenas son las variables: SP500, IBX35, BOVESPA y SHANGHAI que son las bolsas de Estados Unidos, de España, de Brasil y de Shangai-China, respectivamente. Para el procesamiento de la información se hizo uso del paquete econométrico Eviews 9.

CAPÍTULO IV

PRESENTACIÓN Y ANÁLISIS DE LOS RESULTADOS

4.1 Presentación de resultados

Para la presentación de los resultados, la Tabla 2 muestra las variables que se utilizarán en el trabajo, las mismas que son: el Índice General de la Bolsa de Valores de Lima (IGBVL), el Índice Standard & Poor's de Estados Unidos (SP500), Índice IBX35 de España, Índice BOVESPA de Brasil (BOVESPA) e Índice SHANGHAI de China (SHANGHAI) que son los índices más importantes debido que el Perú tiene estrecha relación económica con estos países. Para la estimación se utiliza un total de 4,813 observaciones diarias de los años 2000 a 2018. Los detalles estadísticos de estas variables se encuentran en la Tabla 1 que muestra la información de su media, desviación estándar, sus valores mínimos y sus valores máximos.

Tabla 2.

Estadísticas descriptivas de las variables de estudio

Lista de las variables	Abrev.	Muestra	Promedio	D.S. Estandar	Mín.	Máx.
Índice General de la Bolsa de Lima	IGBVL	4,813	11,377.14	7,345.39	1,109.89	24,051.62
Índice Standard & Poor's 500 EEUU	SP500	4,813	1,464.23	465.93	676.00	2,874.50
Índice IBX35 de España	IBX35	4,813	9,819.80	2,046.33	5,364.50	15,945.70
Índice BOVESPA de Brasil	BOVESPA	4,813	43,882.24	21,202.71	8,370.88	87,652.64
Índice SHANGHAI de China	SHANGHAI	4,813	2,421.70	896.80	1,011.50	6,092.06

Fuente: Elaboración propia

4.1.1 Modelo teórico para el Índice General de la Bolsa de Valores de Lima

Se tiene el siguiente modelo para el Índice General de la Bolsa de Valores de Lima:

$$IGBVL_t = \beta_0 + \beta_1 BOVESPA_t + \beta_2 SHANGHAI_t + \beta_3 SP\ 500_t + \beta_4 IBX\ 35_t + \varepsilon_t$$

donde $\beta_0, \beta_1, \beta_2, \beta_3, \beta_4$ son parámetros del modelo, $IGBVL_t$ es el Índice de la Bolsa de Valores de Lima en el período t , $BOVESPA_t$ es el Índice de la Bolsa de Brasil en el período t , $SHANGHAI_t$ el índice de la bolsa de China en el período t , $SP500_t$ el índice de la bolsa de Estados Unidos en el período t y $IBX35_t$ es el índice de la bolsa de España en el período t . El término ε_t son los errores de la estimación en el período t .

4.1.2 Comportamiento de las variables a estudiar

La Figura 1 muestra el comportamiento diario conjunto de las variables que se están utilizando para el período 2000 – 2018 de las bolsas de Perú, España, EEUU, Brasil y China donde se observa un comportamiento volátil en las variables. La línea roja corresponde al índice BOVESPA de la bolsa de Brasil que muestra un comportamiento creciente a lo largo de los años. El color azul corresponde a al índice de la bolsa IBX35 de España que muestra un comportamiento volátil en los años. Asimismo, alrededor del índice de España se encuentra la bolsa de Lima que va en sincronía con las otras bolsas señaladas. Luego, realizando la operación aritmética de $RI_i = \frac{X_t - X_{t-1}}{X_{t-1}}$ a cada índice se obtiene las rentabilidades de cada variable que corresponden a la variación por período diario de los índices para cada una de las variables descritas. Esta variación de las variables (las rentabilidades) se muestran en la Figura 2 donde se observa una volatilidad alrededor del cero lo que muestra la volatilidad de las variables y su posible modelamiento consistirá en realizar un modelo que considere esta volatilidad.

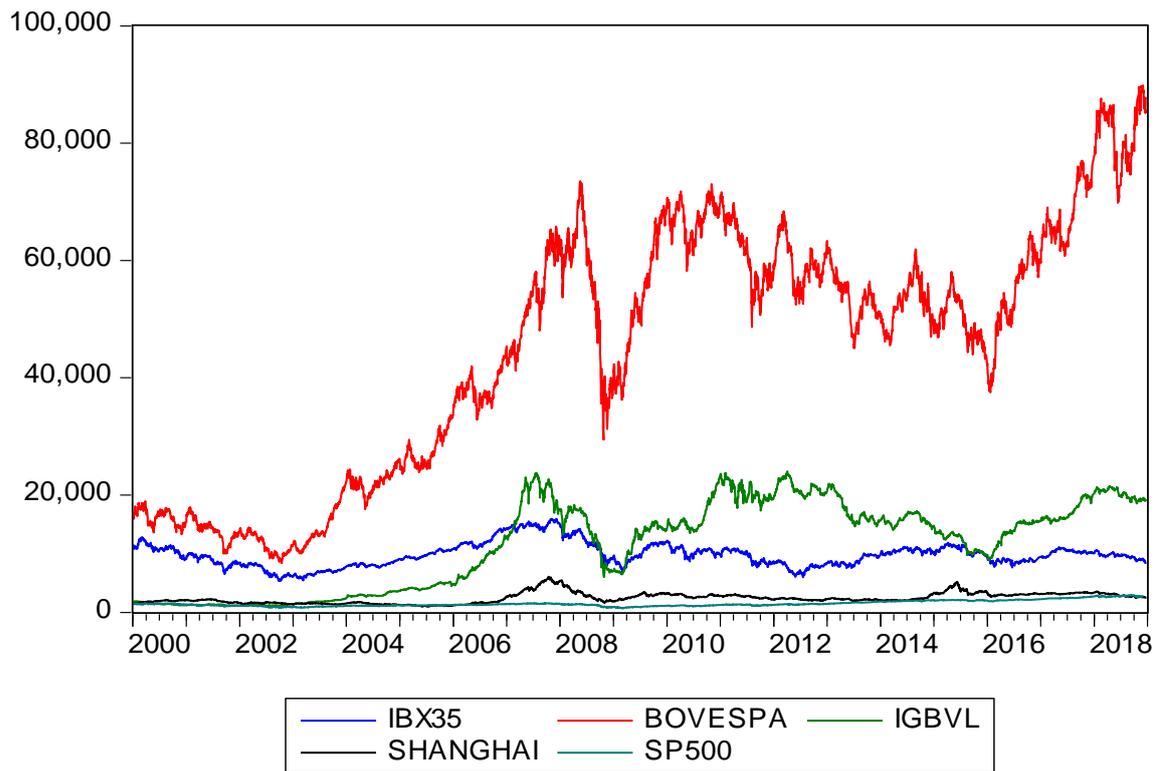


Figura 1. Comportamiento conjunto de las Bolsas

Fuente: Elaboración propia

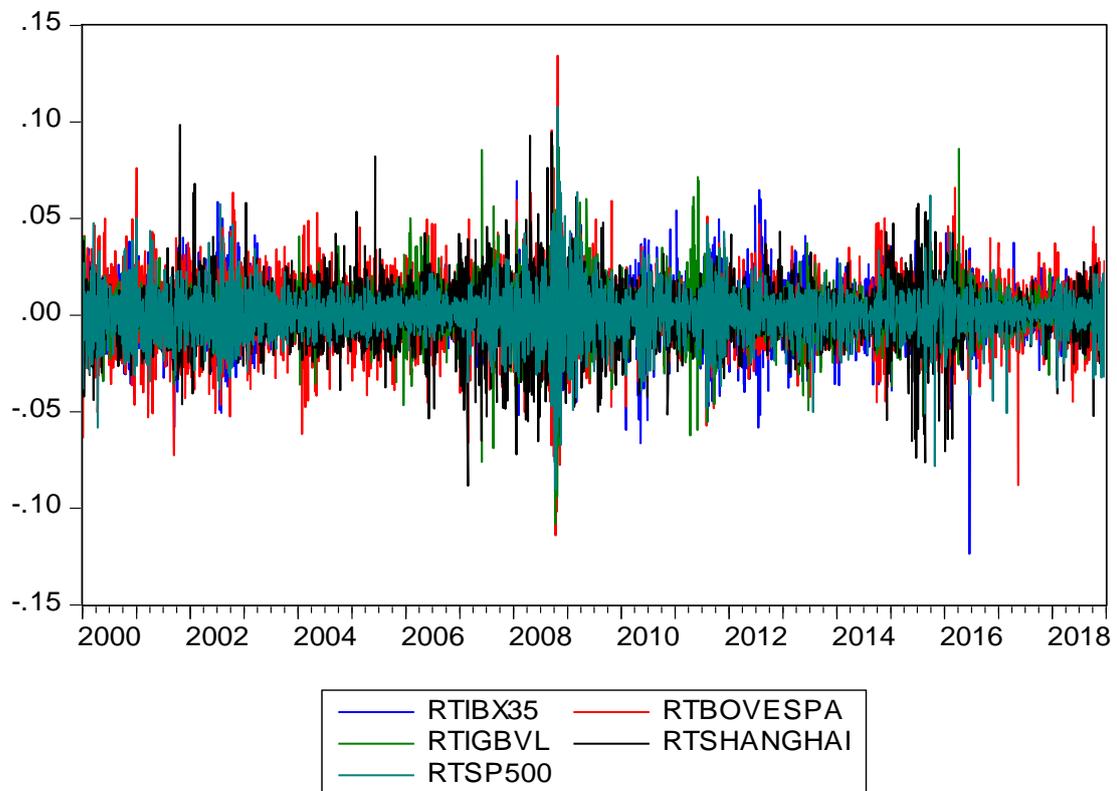


Figura 2. Rentabilidad de las Bolsas

Fuente: Elaboración propia

Para ver las relaciones existentes entre las variables descritas presentamos la matriz de correlaciones que se muestran en la Tabla 3. La matriz de correlación muestra el grado de relación lineal que tiene una variable con otra, estos valores se encuentran en el intervalo -1 y 1, donde cuando más próximo se encuentra de -1 la relación es inversa al 100% entre las variables, similarmente cuando el valor se encuentra en 1 la relación se dice positiva o directa a un valor del 100%. Si el valor es 0, indica que las variables estudiadas no se encuentran relacionadas, es decir, son independientes. Luego, para las variables financieras consideradas en el trabajo, la Tabla 3 muestra la matriz de correlaciones de los índices bursátiles: IBX35, BOVESPA, IGBVL, SHANGHAI Y SP500. El interés se centra en la tercera columna donde se ubica el índice General de la Bolsa de Valores de Lima (IGBVL) donde muestra las correlaciones de esta bolsa con las otras bolsas de los principales socios comerciales del Perú. La primera columna y la primera fila de la tabla corresponde a la descripción de los índices y los valores dentro de la matriz son las correlaciones lineales y sus combinaciones variable a variables con la finalidad de conocer la relación existente entre la combinación de ellas. Esos valores dentro de la tabla se encuentran entre -1 y 1 que señalan ser una relación positiva si el valor es mayor de cero y negativa si el valor es menor que cero. En este sentido, el valor de 0.3791 de la cuarta columna, indica ser la relación entre IGBVL e IBX35 que muestra que ambas variables se encuentran relacionadas positivamente con un valor de 37.91%. El índice BOVESPA con una relación de 93.76% con IGBVL, el índice de SHANGHAI en un 69.55% con IGBVL y el índice SP500 en 50% con el IGBVL. Luego es de esperarse que bajo el modelamiento que se aplica sobre las variables descritas, el signo de la relación se siga manteniendo especialmente con la variable de estudio IGBVL.

Tabla 3.*Matriz de correlaciones*

	IBX35	BOVESPA	IGBVL	SHANGHAI	SP500
IBX35	1.0000	0.4064	0.3791	0.5932	0.2623
BOVESPA	0.4064	1.0000	0.9376	0.6888	0.5830
IGBVL	0.3791	0.9376	1.0000	0.6955	0.5007
SHANGHAI	0.5932	0.6888	0.6955	1.0000	0.4573
SP500	0.2623	0.5830	0.5007	0.4573	1.0000

Fuente: Elaboración propia

4.1.3 Tests de raíz unitaria

En esta sección se desarrolla tests de raíz unitaria o de estacionariedad para las variables que se utilizan en la estimación de los modelos. Una variable se denomina estacionaria o denotada como $I(0)$ cuando su media y varianza es constante en el tiempo. Por otra parte, una serie se denomina integrada de orden uno o $I(1)$ si para mantenerse en equilibrio estacionario es necesario realizar una transformación de primera diferencia, es decir, para una variable X_t su primera diferencia está calculada como $\Delta X_t = X_t - X_{t-1}$ para que la serie sea estacionaria $I(0)$ así es de esperarse que las series financieras no son estacionarias y para ello es necesario convertirlas en primeras diferencias para que sean estacionarias y de este modo garantizar la estabilidad en el modelamiento. En este sentido, para hacer el contraste de estacionariedad estadística, existen métodos estadísticos llamados tests que permiten evaluar el comportamiento estacionario de las variables. En el presente trabajo usaremos los muy conocidos y utilizados tests de raíz unitaria siguientes: usaremos el test de raíz unitaria ADF o Dickey-Fuller Aumentado propuesto por Dickey & Fuller (1979), el test PP o Phillips-Perron debido a Phillips

& Perron (1988) y el test KPSS debido a Kwiatkowski, Phillips, Schmidt, & Shin, (1992). Los primeros dos tests tienen como hipótesis nula (H_0) la existencia de una raíz unitaria en la serie y como hipótesis alterna (H_a) la estacionariedad de la serie, es decir, cuando la serie financiera es constante en su media y varianza. Para el contraste de estacionariedad se usa niveles de 5% y 1% que corresponden al 5% y 1% de nivel de significancia estadística, respectivamente. Asimismo, el cálculo de la estacionariedad se realiza para ecuaciones que considera intercepto y también intercepto más tendencia y que se calculan en niveles y en primera diferencia. Los resultados del test de estacionariedad se presentan en la Tabla 4 para los tests de raíz unitaria ADF, PP y KPSS evaluados a un 5% y 1% de significancia estadística calculadas con intercepto y con intercepto-tendencia en niveles y en su primera diferencia y con intercepto/sin tendencia y en su primera diferencia de las series financieras IGBVL, SP500, IBX35, BOVESPA y SHANGHAI.

La primera columna de la tabla muestra las variables a evaluar. La segunda columna muestra la aplicación del test considerando intercepto en niveles. La tercera columna muestra los resultados de intercepto en primera diferencia. Las columnas cuatro y cinco muestran los resultados del test considerando intercepto y tendencia en niveles y en primera diferencia. Los resultados muestran que las series tienen raíz unitaria cuando se calcula en niveles tanto cuando se considera intercepto y cuando se utiliza intercepto-tendencia, ya que sus valores de probabilidad son menores al 5% de significancia y así se acepta la hipótesis nula de existencia de raíz unitaria. Por otro lado, las columnas que muestran la evaluación de las series en primera diferencia muestra que las series son estacionarias al 1% de significancia cuando se considera intercepto e intercepto-tendencia ya que sus valores de probabilidad son menores al 1% de significancia

aceptando así la hipótesis alterna de estacionariedad. En este sentido, las series financieras IGBVL, SP500, IBX35, BOVESPA y SHANGHAI son integradas de primer orden o $I(1)$, lo que sugiere que el modelo que se debe estimar para recoger el comportamiento conjunto debe de realizarse en sus primeras diferencias con la finalidad de garantizar la estabilidad del modelo. La Figura 3 muestra el comportamiento de las series financieras en su primera diferencia donde se ve que su comportamiento está en relación a cero

Tabla 4.

Tests de raíz unitaria

Variable	considerando intercepto		considerando intercepto y tendencia	
	Nivel	En diferencia	Nivel	En diferencia
IGBVL				
Test de ADF	-1.225	-71.905**	-1.699	-71.899**
Test de PP	-1.221	-71.889**	-1.696	-71.883**
Test de KPSS	6.176	0.090**	1.080	0.078**
SP500				
Test de ADF	0.288	-54.260**	-1.833	-54.303**
Test de PP	0.517	-75.363**	-1.823	-75.689**
Test de KPSS	6.083	0.497**	1.592	0.044**
IBX35				
Test de ADF	-2.442	-70.513**	-2.456	-70.506**
Test de PP	-2.261	-70.849**	-2.277	-70.842**
Test de KPSS	0.603	0.066**	0.585	0.066**
BOVESPA				
Test de ADF	-0.633	-72.600**	-2.265	-72.599**
Test de PP	-0.469	-72.904**	-2.046	-72.909**
Test de KPSS	6.900	0.091**	0.937	0.074**
SHANGHAI				
Test de ADF	-2.045	-31.312**	-2.338	-31.308**
Test de PP	-1.983	-67.153**	-2.258	-67.146**
Test de KPSS	2.964	0.052**	0.280	0.049**

* Indica significancia estadística al 5%

** Indica significancia estadística al 1%

Fuente: Elaboración propia

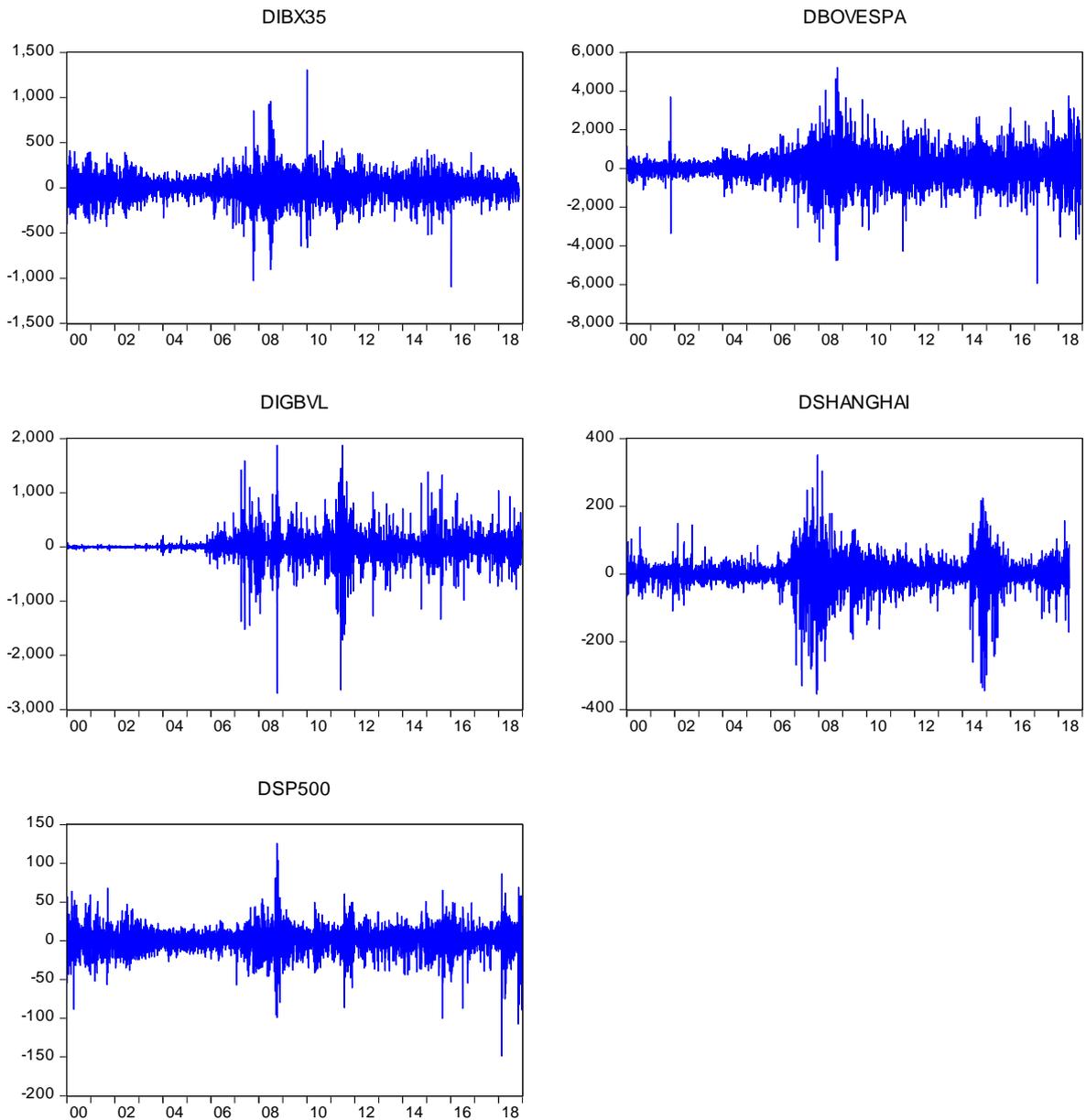


Figura 3. Diferencial de las Bolsas

Fuente: Elaboración propia

4.1.4 Tests de efectos ARCH

El siguiente paso es verificar la existencia de efectos ARCH de volatilidad para el modelo del Índice General de la Bolsa de Valores de Lima (IGBVL), para tal efecto Se realiza el test para el orden del modelo ARCH para ver si existe el efecto ARCH en el modelo. Las Tablas 5 – 8 muestran los resultados del test para conocer el orden del ARCH donde la hipótesis nula del test es H_0 : Homoscedasticidad de los

residuos y la hipótesis alterna H_a es la heteroscedasticidad de los residuos..

Tabla 5.

Test ARCH de orden 1 - ARCH (1)

Heteroskedasticity Test: ARCH

F-statistic	898905.8	Prob. F(1,4946)	0.0000
Obs*R-squared	4920.924	Prob. Chi-Square(1)	0.0000

Test Equation:

Dependent Variable: RESID^2

Method: Least Squares

Date: 05/22/19 Time: 16:15

Sample (adjusted): 1/04/2000 12/20/2018

Included observations: 4948 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	146920.9	71356.38	2.058974	0.0395
RESID^2(-1)	0.997159	0.001052	948.1064	0.0000
R-squared	0.994528	Mean dependent var		54227647
Adjusted R-squared	0.994527	S.D. dependent var		40763830
S.E. of regression	3015764.	Akaike info criterion		32.67701
		Bayesiano de Schwarz		
Sum squared resid	4.50E+16	criterion		32.67964
Log likelihood	-80840.92	Hannan-Quinn criter.		32.67793
F-statistic	898905.8	Durbin-Watson stat		2.018168
Prob(F-statistic)	0.000000			

Fuente: Elaboración propia

Tabla 6.

Test ARCH de orden 2 - ARCH (2)

Heteroskedasticity Test: ARCH

F-statistic	449215.6	Prob. F(2,4944)	0.0000
Obs*R-squared	4919.926	Prob. Chi-Square(2)	0.0000

Test Equation:

Dependent Variable: RESID^2

Method: Least Squares

Date: 05/22/19 Time: 16:16

Sample (adjusted): 1/05/2000 12/20/2018

Included observations: 4947 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	145582.2	71400.02	2.038966	0.0415
RESID^2(-1)	0.988067	0.014221	69.47717	0.0000
RESID^2(-2)	0.009114	0.014220	0.640909	0.5216

R-squared	0.994527	Mean dependent var	54219239
Adjusted R-squared	0.994525	S.D. dependent var	40763660
S.E. of regression	3016242.	Akaike info criterion	32.67753
		Bayesiano de Schwarz	
Sum squared resid	4.50E+16	criterion	32.68147
Log likelihood	-80824.86	Hannan-Quinn criter.	32.67891
F-statistic	449215.6	Durbin-Watson stat	2.000447
Prob(F-statistic)	0.000000		

Fuente: Elaboración propia

Tabla 7.

Test ARCH de orden 3 - ARCH (3)

Heteroskedasticity Test: ARCH

F-statistic	299481.2	Prob. F(3,4942)	0.0000
Obs*R-squared	4918.943	Prob. Chi-Square(3)	0.0000

Test Equation:

Dependent Variable: RESID^2

Method: Least Squares

Date: 05/22/19 Time: 16:17

Sample (adjusted): 1/06/2000 12/20/2018

Included observations: 4946 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	141858.6	71423.95	1.986149	0.0471
RESID^2(-1)	0.987837	0.014221	69.46564	0.0000
RESID^2(-2)	-0.015613	0.019991	-0.781007	0.4348
RESID^2(-3)	0.025021	0.014219	1.759675	0.0785

R-squared	0.994529	Mean dependent var	54210821
Adjusted R-squared	0.994526	S.D. dependent var	40763481
S.E. of regression	3015906.	Akaike info criterion	32.67751
		Bayesiano de Schwarz	
Sum squared resid	4.50E+16	criterion	32.68277
Log likelihood	-80807.48	Hannan-Quinn criter.	32.67935
F-statistic	299481.2	Durbin-Watson stat	1.999610
Prob(F-statistic)	0.000000		

Fuente: Elaboración propia

Tabla 8.

Test ARCH de orden 4 - ARCH (4)

Heteroskedasticity Test: ARCH

F-statistic	224485.2	Prob. F(4,4940)	0.0000
Obs*R-squared	4917.944	Prob. Chi-Square(4)	0.0000

Test Equation:

Dependent Variable: RESID^2
 Method: Least Squares
 Date: 05/22/19 Time: 16:18
 Sample (adjusted): 1/07/2000 12/20/2018
 Included observations: 4945 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	142981.7	71466.77	2.000674	0.0455
RESID^2(-1)	0.988024	0.014227	69.44498	0.0000
RESID^2(-2)	-0.015732	0.019995	-0.786792	0.4314
RESID^2(-3)	0.032451	0.019995	1.622904	0.1047
RESID^2(-4)	-0.007518	0.014227	-0.528433	0.5972
R-squared	0.994529	Mean dependent var		54202353
Adjusted R-squared	0.994524	S.D. dependent var		40763252
S.E. of regression	3016427.	Akaike info criterion		32.67805
		Bayesiano de Schwarz		
Sum squared resid	4.49E+16	criterion		32.68463
Log likelihood	-80791.49	Hannan-Quinn criter.		32.68036
F-statistic	224485.2	Durbin-Watson stat		1.999911
Prob(F-statistic)	0.000000			

Fuente: Elaboración propia

4.1.5 Estimación de modelos ARCH

Los datos calculados en primera diferencia para las series financieras, es decir $DIGBVL_t = IGBVL_t - IGBVL_{t-1}$ para el índice de la bolsa de Lima, $DSP500_t = SP500_t - SP500_{t-1}$ el índice de EEUU, $DIBX35_t = IBX35_t - IBX35_{t-1}$ para la bolsa de España, $DBOVESPA_t = BOVESPA_t - BOVESPA_{t-1}$ para la bolsa de Brasil y $DSHANGHAI_t = SHANGHAI_t - SHANGHAI_{t-1}$ para la bolsa de China, se utilizan para la estimación de los modelos ARCH según el orden especificado en las Tablas 5-8. La Tabla 9 muestra los resultados de cuatro modelos ARCH que fueron estimados utilizando la metodología estadística de mínimos cuadrados (en inglés *lest squared*) con la finalidad de modelar el comportamiento en el tiempo del Índice de la Bolsa de Valores de Lima (IGBVL) y sus determinantes a las variables financieras con datos diarios para los años 2000 a 2018. Para el contraste de la selección del modelo más adecuado se estimó los estadísticos de Akaike (AIC) y el Criterio de Bayes (SC) con la finalidad de seleccionar el modelo más eficiente

dentro del grupo de modelos estimados. Por otra parte, para contrastar la presencia de autocorrelación en los modelos que fueron estimados se estimó el estadístico de Durbin-Watson (DW) para un análisis previo de la presencia de autocorrelación de los errores de los modelos estimados en la tabla presentada líneas arriba. Por otro lado, se estimó también el modelo de varianza para cada modelo, donde para el que se presenta en la tabla. Una consecuencia de este tipo de resultado es que se puede obtener resultados muy diferentes dependiendo de las condiciones iniciales que son consideradas o del propio algoritmo de optimización que se utiliza. Para que el modelamiento sea lo más seguro es necesario que las condiciones iniciales sean diferentes.

De los resultados de la Tabla 9 se tiene que el modelo más adecuado es el Modelo 3 bajo su especificación que es el modelo ARCH (3), se seleccionó este modelo ya que presenta los menores valores de los estadísticos de Criterio de Akaike (AIC) y Criterio de Bayesiano de Schwarz (SC). El Modelo 3 ganador se puede representar por las ecuaciones siguientes:

$$DIGBVL_t = 1.279 - 0.002D\text{BOVESPA}_t - 0.029D\text{SHANGHAI}_t + 0.039D\text{SP500}_t + 0.005D\text{IBX35}_t \quad (1)$$

$$h_t = 61.460 + 1.011\mu_{t-1}^2 + 0.991\mu_{t-2}^2 + 0.986\mu_{t-3}^2 \quad (2)$$

Donde la letra *D* de las variables indica que las variables que se consideraron en el modelo fueron calculadas en su primera diferencia. La segunda ecuación es denominada la ecuación de varianza o ecuación GARCH, la variable μ_{t-1}^2 , μ_{t-2}^2 y μ_{t-3}^2 son los errores retardados de la estimación de la ecuación (1) al cuadrado.

Asimismo, los resultados presentados en la Tabla 9 del modelo ganador indica que las variables DBOVESPA, DSHANGAI, DSP y DIB35 son estadísticamente

significativas a un valor de 1% de significancia, lo que indica que las variables tienen efecto estadístico sobre la diferencia del índice general de la bolsa de valores de Lima (DIGBVL). La ecuación (1) muestra que la diferencial de la bolsa de España (DBOVESPA) tiene una relación inversa con el diferencial del índice general de la bolsa de Lima (DIGBVL); la bolsa de China (SHANGHAI) una relación negativa; la bolsa de Estados Unidos (DSP500) una relación positiva al igual que la bolsa de España (IBX35) sobre el índice general de la bolsa de valores de Lima (DIGBVL).

Tabla 9.

Modelos ARCH estimados para IGBVL

Variable	Coefficiente	z-Statistic	Prob.	AIC/SBC	DW
<i>Modelo 1 - ARCH (1)</i>					
constante	6.732066	5.991291	0.0000		
D(BOVESPA)	0.005743	5.367437	0.0000		
D(SHANGHAI)	-0.267557	-13.83398	0.0000		
D(SP500)	-0.244001	-3.77696	0.0000	AIC = 13.28165	2.042168
D(IBX35)	-0.050903	-7.96481	0.0000	SC = 13.29107	
<i>Ecuación de varianza</i>					
constante	16876.54	97.61823	0.0000		
RESID(-1)^2	1.336028	43.17692	0.0000		
<i>Modelo 2 - ARCH (2)</i>					
constante	4.020139	21.0065	0.0000		
D(BOVESPA)	0.004939	25.19078	0.0000		
D(SHANGHAI)	-0.202402	-65.18778	0.0000		
D(SP500)	0.061752	3.94354	0.0000		
D(IBX35)	0.007081	7.263097	0.0000	AIC = 12.96141 SC = 12.97218	2.042544
<i>Ecuación de varianza</i>					
constante	1068.193	40.56471	0.0000		
RESID(-1)^2	1.615606	51.9023	0.0000		
RESID(-2)^2	2.409578	70.52215	0.0000		
<i>Modelo 3 - ARCH (3)</i>					
constante	1.27969	7.431888	0.0000		
D(BOVESPA)	-0.002586	-7.589285	0.0000		
D(SHANGHAI)	-0.029046	-5.125491	0.0000		
D(SP500)	0.039094	4.01015	0.0000	AIC = 12.47557 SC = 12.48769	2.037426
D(IBX35)	0.005026	3.260291	0.0000		
<i>Ecuación de varianza</i>					
constante	61.46065	12.94054	0.0000		

RESID(-1)^2	1.011034	43.22688	0.0000		
RESID(-2)^2	0.990607	43.78761	0.0000		
RESID(-3)^2	0.986251	64.72185	0.0000		
<hr/>					
<i>Modelo 4 - ARCH (4)</i>					
constante	0.605584	2.536155	0.0112		
D(BOVESPA)	-0.002605	-7.83687	0.0000		
D(SHANGHAI)	0.012322	1.580956	0.1139		
D(SP500)	0.036372	2.55135	0.0107		
D(IBX35)	0.002646	1.67614	0.0937		
<i>Ecuación de varianza</i>				AIC = 12.34135	2.036757
constante	43.96731	10.61861	0.0000	SC = 12.35482	
RESID(-1)^2	0.744944	40.45652	0.0000		
RESID(-2)^2	0.668395	36.73727	0.0000		
RESID(-3)^2	0.684932	53.14371	0.0000		
RESID(-4)^2	0.2962	20.28648	0.0000		

Fuente: Elaboración propia

4.2 Contrastación de hipótesis

4.2.1 Diagnóstico del modelo ARCH (3) elegido

Para el diagnóstico del modelo ARCH (3) se presenta el test de incorrelación Q de Ljung-Box y para la Normalidad el test de Jarque-Bera. Asimismo, de la estimación ARCH (3) para el diferencial del Índice General de la Bolsa de Valores de Lima (IGBVL), que fue el modelo ganador en la Tabla 8, la Figura 4 muestra los residuos del modelo. En color rojo se presentan los residuos de la información observada y de color azul se tiene los residuos proyectados. Los test de diagnóstico se aplican a estos residuos del modelo ARCH(3).

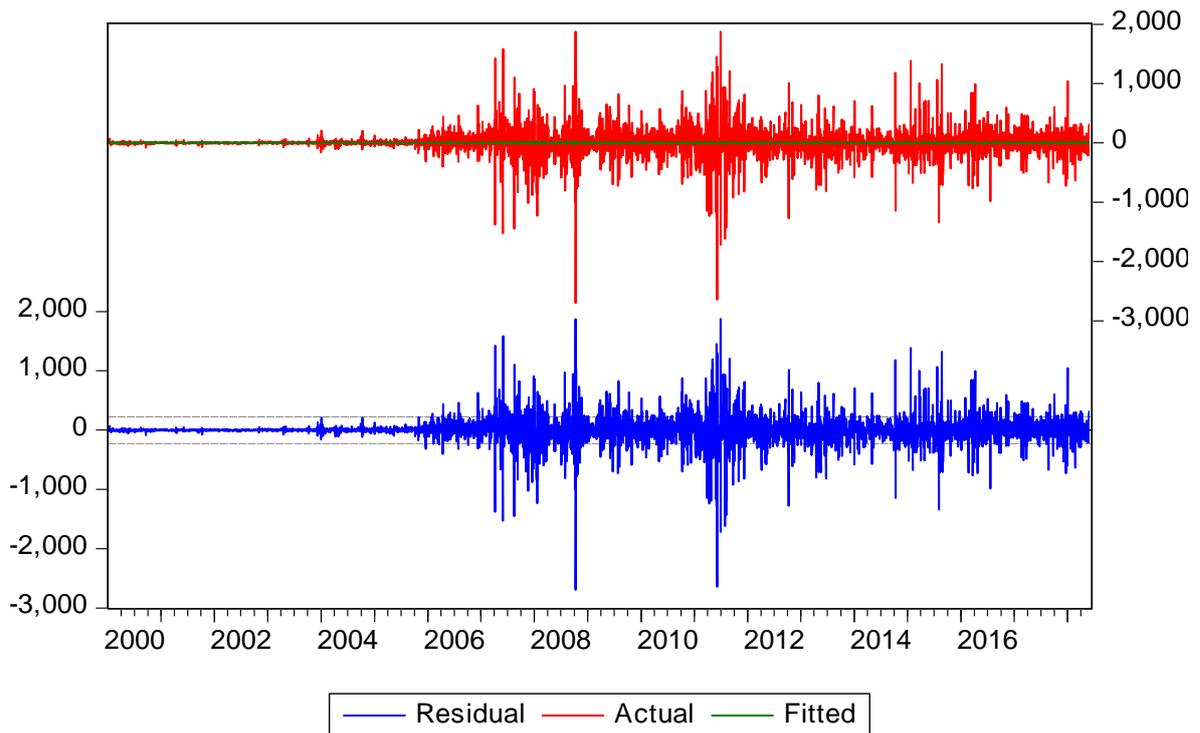


Figura 4. Residuos del modelo ARCH (3)

Fuente: Elaboración propia

4.2.1.1 Incorrelación

Es importante que los residuos después de la estimación del modelo ARCH (3) se encuentren no correlacionados o llamado también autocorrelación, para ello se utiliza el estadístico Q propuesto por Ljung-Box (Ljung & Box, 1978) bajo la hipótesis de no correlación de los residuos. De los resultados que se muestran en la Figura 5 se observa que todos los valores de autocorrelación (AC) y autocorrelación parcial (PAC) se encuentran dentro de las bandas de confianza al 95% y además todos los valores de las probabilidades son suficientemente grandes (mayores a 0.05) para no rechazar la hipótesis de coeficientes nulos. Por lo tanto, los residuos del modelo ARCH (3) no presentan problemas de autocorrelación.

Sample: 1/03/2000 12/31/2018											
Included observations: 4812											
Q-statistic probabilities adjusted for 4 dynamic regressors											
Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob*						
		1	0.026	0.026	3.1743	0.075	16	0.013	0.010	37.175	0.002
		2	0.012	0.011	3.8280	0.147	17	0.019	0.020	38.900	0.002
		3	0.007	0.007	4.0710	0.254	18	0.006	0.003	39.079	0.003
		4	-0.006	-0.006	4.2323	0.375	19	0.015	0.013	40.109	0.003
		5	0.016	0.017	5.5330	0.354	20	0.023	0.020	42.580	0.002
		6	-0.002	-0.002	5.5456	0.476	21	0.006	0.005	42.759	0.003
		7	-0.013	-0.013	6.3659	0.498	22	0.007	0.001	42.983	0.005
		8	0.035	0.035	12.255	0.140	23	0.015	0.016	44.140	0.005
		9	-0.010	-0.011	12.712	0.176	24	0.015	0.009	45.161	0.006
		10	0.047	0.046	23.176	0.010	25	-0.011	-0.014	45.709	0.007
		11	0.014	0.011	24.114	0.012	26	-0.007	-0.008	45.940	0.009
		12	0.012	0.011	24.771	0.016	27	-0.007	-0.009	46.155	0.012
		13	0.006	0.003	24.948	0.023	28	0.009	0.005	46.508	0.015
		14	0.049	0.049	36.358	0.001	29	0.024	0.022	49.215	0.011
		15	-0.003	-0.006	36.393	0.002	30	0.008	0.004	49.498	0.014
							31	0.002	-0.002	49.517	0.019
							32	0.002	-0.000	49.536	0.025
							33	-0.031	-0.034	54.187	0.011
							34	-0.005	-0.008	54.300	0.015
							35	0.009	0.010	54.659	0.018
							36	-0.028	-0.029	58.424	0.010

Figura 5. Correlograma de los residuos del modelo ARCH (3)

Fuente: Elaboración propia

4.2.1.2 Normalidad

Posterior a la estimación es necesario verificar si los residuos del modelo se comportan como una distribución normal. Para verificar su comportamiento de los residuos del modelo ARCH (3) los mismo que deben presentar un comportamiento con distribución Normal, se utiliza el estadístico de Jarque-Bera desarrollada por Jarque & Bera (1980), la que contrasta como su hipótesis la normalidad de los errores del modelo. Las Figura 6 muestra los resultados del estadístico Jarque-Bera que da un valor de 32505.01 con un p-valor de 0.000, lo que indica que se rechaza la hipótesis de normalidad de los errores del modelo ARCH (3), dando como resultado que los errores del modelo estimado no tienen un comportamiento como una función Normal; sin embargo, por el teorema del límite central se espera que estos errores converjan a una distribución Normal mientras más grande se haga la muestra, de este modo se garantizaría la normalidad de los errores del modelo ARCH (3).

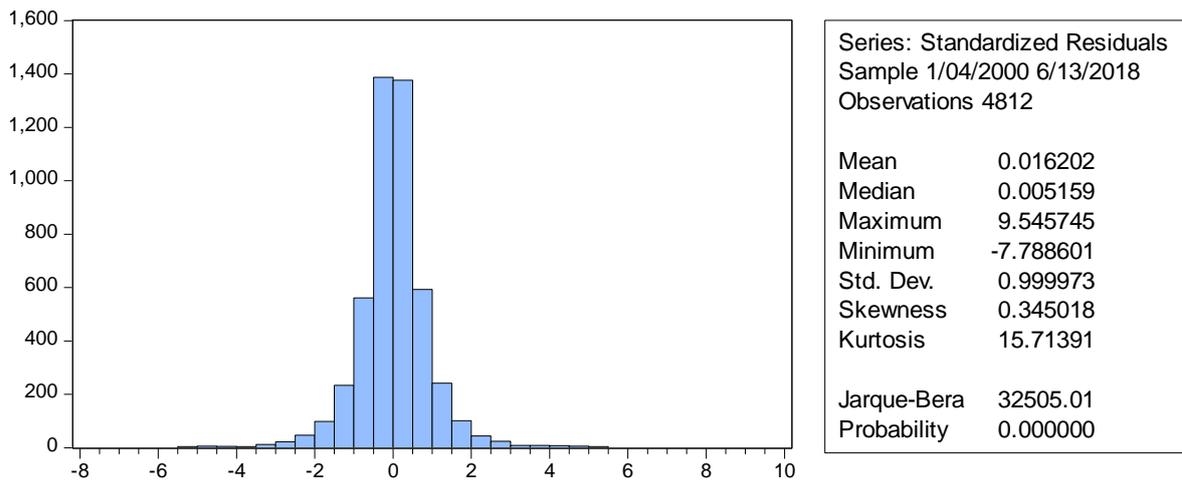


Figura 6. Test de Normalidad del modelo ARCH (3)

Fuente: Elaboración propia

4.2.2 Proyección con el modelo ARCH (3)

Después de realizar el diagnóstico al modelo ARCH (3) que modela el índice General de la Bolsa de Valores de Lima (IGBVL), se prosigue con la proyección a través de todo el período con el modelo ARCH (3), la Figura 7 muestra esta proyección denominada como la variable IGBVLF que es muy aproximada a la serie original de IGBVL. Por lo que el modelo ARCH (3) se puede utilizar para proyectar a algún período futuro para el Índice General de la Bolsa de Valores de Lima en relación a sus determinantes. Si bien se puede utilizar el modelo ARCH (3) para la proyección futura a cualquier período que desee el investigador, cabe indicar que la proyección del IGBVL para períodos muy extensos reducirá el poder de proyección incrementando el error y la incertidumbre, por lo que es necesario utilizar proyecciones con períodos cortos, por ejemplo a información diaria para uno a dos meses con la finalidad que los resultados sean muy parecidos a los valores reales de la serie.

La Figura 8 muestra los valores de la varianza y desviación estándar condicional del modelo ARCH (3)..

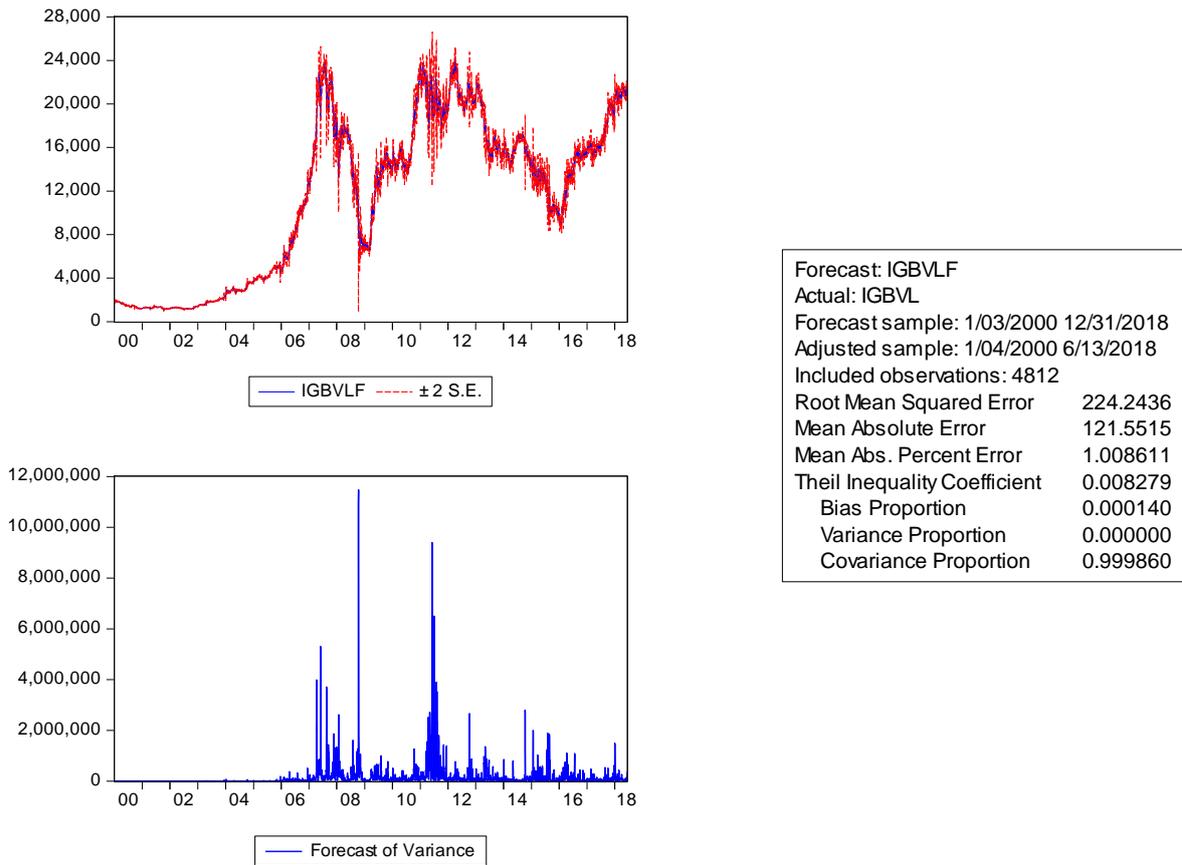


Figura 7. Proyección del modelo ARCH (3)

Fuente: Elaboración propia

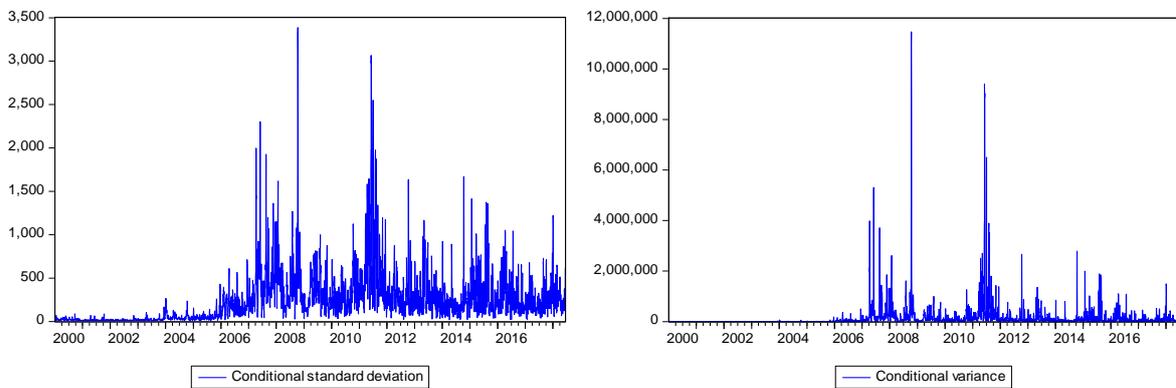


Figura 8. Varianza y desviación estándar condicional de ARCH (3)

Fuente: Elaboración propia

4.3 Discusión de resultados

El mercado bursátil es un mercado con movimiento a diario de precios de los activos que están expuestos a shocks externos en cada instante del tiempo que trae como consecuencia una volatilidad y al mismo tiempo es muy difícil inferir el

comportamiento futuro a corto plazo de las variables bursátiles. Al respecto, los avances en la ciencia de datos y la estadística han mostrado que es posible el modelamiento de estas variables con alto grado de volatilidad y que son confiables para su estimación, estos son los modelos ARCH (autoregresivos de varianza condicional) que permiten conocer el comportamiento de la variable bursátil mostrando una ecuación de ecuación de comportamiento de la variable y sus determinantes y otra ecuación donde muestra el comportamiento de la varianza que captura justamente la volatilidad. Al respecto, Guzmán, Leyva, & Cárdenas (2007) utilizan estos modelos para la estimación de del índice de precios de México quienes indican que los modelos ARCH son muy adecuados para modelar su comportamiento de la variable y además para realizar su proyección. Asimismo, López (2004) para la Bolsa Mexicana evaluó tres modelos ARCH siendo los modelos GARCH(1,1), TARARCH(1,1) y EGARCH(1,1) los modelos que se acomodan a la volatilidad de la variable; Nieva (2013) utiliza la estimación de la media y varianza condicional del mercado de Stock para Colombia, Perú, México, Chile y Estados Unidos e indica que los modelos ARCH son muy eficientes para el modelamiento. Por otro parte, Chambi (2017) en su trabajo por determinar el tipo de volatilidad de la rentabilidad de la BVL del Perú, encontró que los modelos ARCH(1) y GARCH(1,1) son los que se ajustan a la información diaria del índice de BVL, para ello utilizó la metodología de mínimos cuadrados y encontró resultados similares a lo encontrado en el presente trabajo.

CAPÍTULO V

CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

5.1 Conclusiones

Del trabajo de investigación titulado Bolsa de Valores de Lima y la Volatilidad de los Mercados Financieros 2000 - 2018, se concluye en lo siguiente:

PRIMERO. El presente trabajo utilizó modelos ARCH de volatilidad para modelar el Índice General de la Bolsa de Valores de Lima (IGBVL) en relación a las bolsas de Estados Unidos (SP500), de España (IBX35), de Brasil (BOVESPA) y China (SHANGHAI), para ello se planteó cuatro modelos que representan al IGBVL, luego utilizando los criterios de Akaike (AIC) y Bayesiano de Schwarz (SC) se seleccionó al modelo 3, dado por ARCH (3) como el modelo ganador para el modelamiento y proyección del Índice General de la Bolsa de Valores de Lima (IGBVL) dado que presentan el menor valor de los estadísticos AIC y SC.

SEGUNDO. Las variables del modelo ARCH (3) que son DBOVESPA, DSHANGAI, DSP y DIB35 son estadísticamente significativas a un valor de 1% de significancia, lo que indica que las variables tienen efecto sobre la diferencia del índice general de la bolsa de valores de Lima (DIGBVL). Es así que la diferencial de la bolsa de España (DBOVESPA) tiene una relación inversa con el diferencial del índice general de la bolsa de Lima (DIGBVL); la bolsa de China (SHANGHAI) una relación negativa; la bolsa de Estados Unidos (DSP500) una relación positiva al igual que la bolsa de España (IBX35) sobre el índice general de la bolsa de valores de Lima (DIGBVL).

TERCERO. Después de realizar el diagnóstico al modelo ARCH (3) que modela el índice General de la Bolsa de Valores de Lima. Por lo que el modelo ARCH (3) se puede utilizar para proyectar a algún período futuro para el Índice General de la Bolsa de Valores de Lima en relación a sus determinantes. Si bien se puede utilizar el modelo ARCH (3) para la proyección futura a cualquier período que desee el investigador, cabe indicar que la proyección del IGBVL para períodos muy extensos reducirá el poder de proyección incrementando el error y la incertidumbre, por lo que es necesario utilizar proyecciones con períodos cortos, por ejemplo a información diaria para uno a dos meses con la finalidad que los resultados sean muy parecidos a los valores reales de la serie.

5.2 Recomendaciones

Del trabajo de investigación titulado Bolsa de Valores de Lima y la Volatilidad de los Mercados Financieros 2000 - 2018, se recomienda lo siguiente:

PRIMERO. Aplicar modelos GARCH que son los modelos ARCH generalizados para verificar resultados más robustos que permitan conocer el comportamiento del Índice General de la Bolsa de Valores de Lima (IGBVL) en relación a las bolsas de Estados Unidos (SP500), de España (IBX35), de Brasil (BOVESPA) y China (SHANGHAI).

SEGUNDO. Para la comparación entre diversos modelos que miden el efecto de las de variables financieras sobre el IGBVL sería recomendable utilizar los estadísticos MAPE (media porcentual), Z y r (correlación) que miden la eficiencia entre los modelos estimados ya que debido a su construcción estadística, es más robusta para la comparación de diversos modelos con la finalidad de encontrar el

modelo más eficiente que capture el comportamiento del IGBVL y el efecto de sus determinantes y pueda servir para proyección.

TERCERO. Con la finalidad de ampliar la investigación, sería un aporte importante utilizar métodos de proyección más avanzados como la de redes neuronales, machine learning o big data y comparar cual metodología es más eficiente para modelar el comportamiento de las variables bursátiles. Cualquier modelo que se seleccione es necesario considerar que su proyección no se aplique para períodos muy extensos de tiempo, ya que este reduce la calidad de la proyección pues incrementa el error y la incertidumbre, por lo que se sugiere utilizar proyecciones con períodos cortos.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Akaike, H. (1974). A New Look at the Statistical Model Identification. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 19(6), 716–723. <https://doi.org/10.1109/TAC.1974.1100705>
- Alonso, J., & Torres, G. (2014). Características estadísticas del índice general de la Bolsa de Valores de. *Journal of Economics, Finance and Administrative Science*, 19(36), 45–54. <https://doi.org/10.1016/j.jefas.2014.03.001>
- BOVESPA. (2018). Datos históricos de BOVESPA. Retrieved May 6, 2019, from <https://es.investing.com/indices/bovespa-historical-data>
- BOVESPA. (2019). Datos históricos de BOVESPA. Retrieved May 6, 2019, from <https://es.investing.com/indices/bovespa-historical-data>
- Chambi, P. (2017). La volatilidad de los mercados financieros globalizados: impacto en la Bolsa de Valores de Lima -Perú. *Quipukamayoc*, 25(47), 103–111. <https://doi.org/http://dx.doi.org/10.15381/quipu.v25i47.13808>
- Dickey, D. A., & Fuller, W. A. (1979). Distribution of the Estimators for Autoregressive Time Series With a Unit Root. *Journal of the American Statistical Association*, 74(366), 427–431. <https://doi.org/10.2307/2286348>
- Economipedia. (2018). Heterocedasticidad - Definición, qué es y concepto. Retrieved December 2, 2019, from <https://economipedia.com/definiciones/heterocedasticidad.html>
- EXPANSION. (2017). Modelo econométrico. Retrieved December 2, 2019, from <https://www.expansion.com/diccionario-economico/modelo-econometrico.html>
- Fernández, H. (2010). Una aplicación del modelo EGARCH para estimar la volatilidad de series financieras. *Revista Ingenierías Universidad de Medellín*, 9(17), 95–104.

- Guzmán, M., Leyva, S., & Cárdenas, A. (2007). El futuro del Índice de Precios y Cotizaciones de la Bolsa Mexicana de Valores. *Análisis Económico*, XXII(49), 53–83.
- Hernández, S., Fernández, C., & Baptista, L. (2014). *Metodología de la Investigación*. (M. H. Interamericana, Ed.). México D.F.
- IBEX. (2018). Histórico de Cotizaciones de IBEX 35 - Madrid. Retrieved May 4, 2019, from <http://www.bolsaes.com/historico-cotizaciones/%5EIBEX/1/desde-01-01-2000-hasta-31-12-2019/>
- IBEX. (2019). Histórico de Cotizaciones de IBEX 35 - Madrid. Retrieved May 4, 2019, from <http://www.bolsaes.com/historico-cotizaciones/%5EIBEX/1/desde-01-01-2000-hasta-31-12-2019/>
- IGBVL. (2018). Bolsa de Valores de Lima - Índices históricos del IGBVL. Retrieved November 30, 2018, from <https://www.bvl.com.pe/mercindiceshistorico.html>
- IGBVL. (2019). Bolsa de Valores de Lima - Índices históricos del IGBVL. Retrieved November 30, 2018, from <https://www.bvl.com.pe/mercindiceshistorico.html>
- López, F. (2004). Modelado de la volatilidad y pronóstico del Índice de Precios y Cotizaciones de la Bolsa Mexicana de Valores. *Contaduría y Administración UNAM*, (213), 43–72.
- López, F., & Vázquez, F. J. (2009). Variables económicas y un modelo multifactorial para la bolsa mexicana de valores: análisis empírico sobre una muestra de activos. *Academia Revista Latinoamericana de Administración*, (29), 5–28.
- Lopez, F., Venegas-Martínez, F., & Sánchez, A. (2009). Memoria larga de la volatilidad de los rendimientos del mercado mexicano de capitales. *Análisis Económico*, 24(56), 129–146.
- Nieva, J. (2013). Modeling stock index of Colombia , Peru , Mexico , Chile and

- United States between 2001 and 2011: Evidence against of informal efficiency. *ECORFAN Journal-Mexico*, 4(9), 745–757.
- Pérez, F., & Castaño, H. (2006). Análisis de la volatilidad del Índice General de la Bolsa de Valores de Colombia utilizando modelos ARCH. *Revista Ingenierías Universidad de Medellín*, 5(8), 13–33.
- Phillips, P. C., & Perron, P. (1988). Testing for a unit root in time series regression. *Biometrika*, 75(2), 335–346. <https://doi.org/10.1093/biomet/75.2.335>
- RPUBS. (2017). Series de Tiempo: Estacionariedad. Retrieved December 2, 2019, from <http://rpubs.com/Arthurus/492144>
- Pérez, F., & Castaño, H. (2006). Análisis de la volatilidad del Índice General de la Bolsa de Valores de Colombia utilizando modelos ARCH. *Revista Ingenierías Universidad de Medellín*, 5(8), 13–33.
- RPUBS. (2018). Series de Tiempo: Estacionariedad. Retrieved December 2, 2019, from <http://rpubs.com/Arthurus/492144>
- RPUBS. (2019). Series de Tiempo: Estacionariedad. Retrieved December 2, 2019, from <http://rpubs.com/Arthurus/492144>
- S&P. (2018). Histórico de Cotizaciones de S&P 500. Retrieved May 4, 2019, from <http://www.bolsaes.com/historico-cotizaciones/%5EGSPC/1/desde-01-01-2000-hasta-01-01-2019/>
- S&P. (2019). Histórico de Cotizaciones de S&P 500. Retrieved May 4, 2019, from <http://www.bolsaes.com/historico-cotizaciones/%5EGSPC/1/desde-01-01-2000-hasta-01-01-2019/>
- Bayesiano de Schwarz, G. (1978). Estimating the Dimension of a Model. *The Annals of Statistics*, 6(2), 461–464. <https://doi.org/10.1214/aos/1176344136>
- SHANGHAI. (2018). Datos históricos Shanghai. Retrieved May 6, 2019, from

<https://es.investing.com/indices/shanghai-composite-historical-data>

SHANGHAI. (2019). Datos históricos Shanghai. Retrieved May 6, 2019, from

<https://es.investing.com/indices/shanghai-composite-historical-data>

Tamayo, T. (2003). *El Proceso de la Investigación Científica*. (Limusa, Ed.). México D.F.

Villada, F., Muñoz, N., & García, E. (2012). Aplicación de las Redes Neuronales al Pronóstico de Precios en el Mercado de Valores. *Informacion Tecnologica*, 23(4), 11–20. <https://doi.org/10.4067/S0718-07642012000400003>