ANÁLISIS DE CORRELACION Y VOLATILIDAD ENTRE LAS BOLSAS DE VALORES LATINOAMERICANAS (PERU, COLOMBIA, CHILE, BRASIL,)

by

Luisa Fernanda González Rincón

A thesis submitted in conformity with the requirements for the MSc in Economics, Finance and Computer Science

University of Huelva & International University of Andalusia





ANALISIS DE CORRELACION Y VOLATILIDAD ENTRE LAS BOLSAS DE VALORES LATINOAMERICANAS (PERU, COLOMBIA, CHILE, BRASIL)

«Luisa Fernanda González Rincón»

Máster en Economía, Finanzas y Computación

«Prof. Filippo Dipietro»

Director de la tesis

2018

Abstract

This study arises from the need to understand the relationship between the main stock

exchanges in Latin America, knowing that these countries face consequences of an

economic recession in the present that has been postponed since 2015, likewise evaluate

the behavior of each index of agreement to the ARCH and GARCH models proposed by

Engle and Bollerslev.

The aforementioned models seek to discover the impact of innovations and past

variances in the behavior of the series in the future, as well as to explain the correlation

and the impact generated by the BOVESPA index of the Brazilian stock exchange on

the Colombian indices, Chile and Peru.

Resulting in high correlations between Latin American stock markets and behaviors in

cyclical volatilities, explained more explicitly in each ARCH and GARCH model.

Keywords: correlation, volatility, variance, index.

3

Resumen

Este estudio surge de la necesidad de comprender la relación existente entre las

principales bolsas de Latinoamérica, sabiendo que dichos países enfrentan secuelas de

una recesión económica en el presente que se ha venido postergando desde el 2015, así

mismo evaluar el comportamiento de cada índice de acuerdo a los modelos ARCH y

GARCH propuesto por Engle y Bollerslev.

Los modelos anteriormente mencionados buscan descubrir el impacto de las innovaciones

y las varianzas pasadas en el comportamiento de la serie en el futuro, así mismo busca

explicar la correlación y el impacto que genera el índice de la bolsa de Brasil BOVESPA

sobre los índices de Colombia, Chile y Perú.

Teniendo como resultado altas correlaciones entre las bolsas de Latinoamérica y

comportamientos en las volatilidades cíclicos, explicados más explícitamente en cada

modelo ARCH y GARCH.

Palabras Claves: correlación, volatilidad, varianza, índice.

4

Agradecimientos

Antes que todo quisiera agradecerle a Dios por darme la oportunidad de cursar este estudio y la realización de este trabajo, así mismo a mi tutor Filippo Dipietro quien siempre estuvo dispuesto y atento ante cualquiera duda y a mis compañeros quienes me ayudaron a encontrar alternativas para llevar acabo la realización de este trabajo.

INDICE

Agradecimientos5
Lista de Tablas9
Lista de Figuras11
I. Introducción12
II. Revisión teórica15
2.1. Las Bolsas de Valores15
2.1.1. Bolsa de Valores de Colombia15
2.1.2. Bolsa de Valores de Chile15
2.1.3. Bolsa Valores de Brasil16
2.1.4. Bolsa de Valores de Perú17
2.2. Participantes del mercado17
2.2.1. Sociedades Comisionistas de Bolsa18
2.2.2. Empresas Públicas y privadas (Emisores de Títulos Valores)18
2.2.3. Inversionistas
2.2.4. Organismos de vigilancia y supervisión18
2.2.5. Sociedades calificadoras de riesgo18
2.2.6. Cámara de compensación y liquidación19
III. Indicadores de las bolsas latinoamericanas19
3.1. IGBC (COLOMBIA)19
3.2. IPSA (CHILE)19
3.3. BOVESPA (BRASIL)20
3.4. IGBVL (PERU)20
IV. Composición y cálculo de los índices latinoamericanos20
4.1. Calculo del IGBC20
4.2. Calculo IPSA

4.3. Calculo BOVESPA24
4.4. Calculo IGBVL26
V. Análisis de los índices28
5.1. Análisis semestral del IGBC28
5.2. Análisis semestral del IPSA30
5.3. Análisis semestral del BOVESPA31
5.4. Análisis semestral del IGBVL32
VI. Volatilidad y correlación33
VII. Análisis impirico34
7.1. Datos34
7.2. Precios y retornos de los índices bursátiles35
7.3. Correlación simple36
7.4. Modelo ARCH37
7.5. Modelo GARCH38
VIII. Resultados39
8.1. Modelo auto regresivo condicionalmente hetocedastico39
8.1.1. Brasil- BOVESPA39
8.1.2. Colombia- IGBC40
8.1.3. Chile-IPSA42
8.1.4. Perú- IGBVL43
8.2. Modelo Generalizado auto regresivo condicionalmente heterocedastica44
8.2.1. Brasil – BOVESPA44
8.2.2. Colombia – IGBC45
8.2.3. Chile – IPSA46
8.2.4. Perú – IGBVL47
8.3. Gráficos de los modelos ARCH48
8.4. Gráficos de los modelos EGARCH49

IX. Conclusión	50
X. Anexos	51
XII. REFERENCIAS	58

Lista de Tablas

Tabla 1. Componentes de Índice IGBC	21
Tabla 2. Componentes de Índice IPSA	22
Tabla 3. Componentes de Índice BOVESPA	25
Tabla 4. Componentes de Índice IGBVL	27
Tabla 5. Índices Bursátiles de Renta Variable	35
Tabla 6. Correlación entre las Bolsas de Valores	36
Tabla 7. Modelo ARCH BOVESPA	40
Tabla 8. Modelo ARCH IGBC	41
Tabla 9. Modelo ARCH IPSA	42
Tabla 10. Modelo ARCH IGBVL	43
Tabla 11. Modelo GARCH BOVESPA	44
Tabla 12. Modelo GARCH IGBC	45
Tabla 13. Modelo GARCH IPSA	46
Tabla 14. Modelo GARCH IGBVL	47
Tabla 15. Estadísticos descriptivos de los datos	51
Tabla 16. Raíz unitaria en primer nivel y en primeras diferencia BOVESPA	52
Tabla 17. Raíz unitaria en primer nivel y en primeras diferencia IGBC	52
Tabla 18. Raíz unitaria en primer nivel y en primeras diferencia IPSA	53
Tabla 19. Raíz unitaria en primer nivel y en primeras diferencia IGBVL	53
Tabla 20. Correlogramas del Indicé BOVESPA	54

Tabla 21. Correlograma del Indicé IGBC	54
Tabla 22. Correlogramas del Indicé IPSA	55
Tabla 23. Correlogramas del Indicé IGBVL	55
Tabla 24. Test de heterocedasticidad BOVESPA	56
Tabla 25. Test de heterocedasticidad IGBC	56
Tabla 26. Test de heterocedasticidad IPSA	57
Tabla 27. Test de heterocedasticidad IGBVL	57

Lista de Figuras

Figura 1. Comportamiento últimos 6 meses IGBC	28
Figura 2. Comportamiento últimos 6 meses IPSA	30
Figura 3. Comportamiento últimos 6 meses BOVESPA	31
Figura 4. Comportamiento últimos 6 meses IGBVL	32
Figura 5. Comportamiento de los indices y sus retornos	36
Figura 6Modelos ARCH de los retornos de los índices	48
Figura 7. Modelos Garch de los retornos de los índices	49
Figura 8. Normalidad de los datos	51

I. Introducción

El objetivo principal de este trabajo, será estudiar la correlación y la volatilidad existente entre las 4 bolsas latinoamericanas con mayor volumen de negociación, como lo son Perú, Colombia, Chile, Brasil, tomando como referencia el índice de cada una de las bolsas anteriormente mencionadas, los cuales son: IGBVL, IGBC, IPSA, BOVESPA, siguiendo así el objetivo de buscar pruebas que confirmen de una dependencia entre dichas bolsas de valores con respecto a la bolsa de Brasil, así mismo comprobar la influencia de las innovaciones y las varianzas pasadas sobre las volatilidades presente de acuerdo a los modelos ARCH y GARCH.

La bolsa de valores como bien se conoce es una entidad que opera en un mercado centralizado que sirve como plataforma donde interactúan los emisores e inversionistas, donde se puede transar todo tipo de títulos valores, es decir que el principal objetivo de estas es crear un escenario donde se pueda dar la compra y venta de activos financieros tales como: acciones, bonos, derivados, opciones, entre otro tipo de obligaciones, dependiendo de la profundidad y el tamaño de las bolsas de valores.

Para contextualizar un poco más la definición anteriormente mencionada, es importante recordar que la primera bolsa de valores surge a finales del siglo XV, cuyo término luego bolsa surgen en Bélgica (Brujas) a finales del XVI, donde los comerciantes se reunían para celebrar sus transacciones, así que a partir de la historia se puede observar que las bolsas de valores en Latinoamérica llegan como otra institución financiera que se adapta de Europa.

Si bien se sabe que toda operación conlleva a algún tipo de riesgo, dentro del sector financiero se encuentran riesgos tales como: liquidez, mercado, crédito y operacional, pero debido a las características de las bolsas de valores se sabe que es un mercado lo

suficientemente liquido para eliminar el riesgo de liquidez, pero aun cuando se empleen diferentes técnicas que ayuden a mitigar los diferentes riesgos, siempre habrá lugar al riesgo idiosincrático, que no es más que aquel que el que riesgo inherente de cada activo, así mismo se debe mencionar que dicho riesgo puede estar asociado a las altas volatilidades, que no es más que la fluctuación constante en los precios de un activo.

Así mismo debido a las constante mejoras que se realizan en los mercados mediante la creación de nuevos instrumentos tales como derivados, futuros y opciones, obliga a que todo aquel que interactúe en dicho mercado requiera de un aprendizaje constante, se debe reconocer que en los países latinoamericanos (Colombia, Perú, Chile y Brasil) aún falta profundidad en dichos instrumentos, por lo que se sabe que las bolsas de dichos países no manejan el volumen de las grandes bolsas a nivel mundial, como las de Tokio, Nueva York, Londres, entre otras.

Diversos son los autores que han intentado demostrar empíricamente la relación entre el crecimiento económico y el desarrollo del mercado de capitales (Levin & Zervos (1996), por lo que es coherente pensar que el sector financiero y el mercado de valores, son aquellos que dan un mayor impulso a la economía latinoamericana, es así el caso de Colombia en el cual el sector financiero impulso el crecimiento del PIB en el último trimestre del año aportando un 3,7% a la economía (DANE 2017).

Habiendo mencionado la participación de las bolsas de valores de Perú, Colombia, Chile y Brasil, se debe mencionar que existe un Mercado Integrado Latinoamericano (MILA), el cual es la integración de las bolsas de Chile, Colombia y Perú, con el fin de permitir la transacción libre de títulos de renta variable entre las bolsas pertenecientes de dicho mercado, esto se da debido a que estas tres bolsas no cuentan con volúmenes de transacciones muy grande.

Así mismo se debe estudiar la eficiencia de los mercados, tema que se ha buscado estudiar desde principios del siglo XX, ya que se considera necesario para la formación de los precios de los activos, lo que quiere decir que es la manera como la información de la empresa cotizante en bolsa se ve reflejada en su precio de cotización, también hay que tener en cuenta que se deben efectuar dos premisas para hablar de eficiencia en los mercados financieros, tales como:

- La información de los mercados debe estar disponible para el inversor.
- La información relevante debe reflejarse en el precio del activo.

Dicho lo anterior se debe decir que es de gran importancia la transparencia en dicho mercado, ya que, si se retire información, esto conllevaría a la pérdida de eficiencia del mercado y consigo afectaría el precio del activo. Más adelante se hablará sobre las hipótesis que plantea un mercado eficiente.

Entre alguno de los resultados del estudio se pretende encontrar una alta correlación entre las bolsas trabajas y una volatilidad que se encuentre explicada por la innovación y varianza de eventos pasados.

Así mismo se debe mencionar que el esquema del TFM a desarrollar esta dado en el apartado dos por una revisión histórica, en el apartado tres por la descripción de los índices bursátiles de Latinoamérica, en el apartado cuatro por el cálculo matemático de las canastas de los índices y la composición de los mismos, en el apartado cinco con un análisis de dichos índices, en el apartado seis con una descripción de la volatilidad y la correlación, en el apartado siete se presenta un análisis econométrico, seguido en el apartado ocho por los resultados y finalmente en los apartados nueve y diez dando una conclusiones y algunos anexos respectivamente.

II. Revisión teórica

Se pretende contextualizar los argumentos primordiales que se van a utilizar a lo largo de este trabajo con el fin de entender un poco de sus inicios y definición de palabras claves.

2.1. Las Bolsas de Valores

2.1.1. Bolsa de Valores de Colombia

Fue creada como una organización privada el 3 de julio de 2001, la cual surge como la combinación de las tres bolsas que operaban en país, Bolsa de Bogotá (1928), Bolsa de Medellín (1961) y la Bolsa de Occidente (Cali, 1983), la cual se encuentra inscrita en el mercado de valores, en el cual se negocias activos de renta variable, renta fija y derivados estandarizados, así como las plataformas de OTC.

Esta misma se encuentra vigila por la Superintendencia Financiera, se debe mencionar que las bolsas de valores tienen como función principal es ser una alternativa de financiación por medio de inversión directa.

Debido a la transformación y la modernización que ha surgido los últimos años se ha logrado la sistematización de la bolsa y como la disminución del riesgo, así mismo este permite que los comisionistas operen para sus clientes sin necesidad de desplazarse hasta la central, no obstante también pueden operar los pequeños comisionistas por cuenta propia por medio de internet, vinculándose a una de las plataformas e invirtiendo en cualquiera de las empresas que se encuentra afiliada a dicha bolsa de valores.

2.1.2. Bolsa de Valores de Chile

La Bolsa de Valores de Chile fue fundada el 27 de noviembre de 1893 conocida como la Bolsa de Santiago, con el fin de dar dinamismo a la economía nacional, convirtiéndose en un referente de excelencia para los inversionistas nacionales y extranjeros. Debido a

su importante historia, busca involucrar a inversionistas actuales y a futuros de forma activa en las operaciones de la bolsa mediante un programa de educación financiera.

Uno de los índices más importantes es el IGPA creado en 1958 el cual considera casi en su totalidad de las acciones que se encuentran inscritas en dicha bolsa, así como también el índice IPSA en 1977, ha logrado grandes avances como convenios con la FIAB (federación Iberoamericana de Bolsas), acuerdo entre la bolsa Electrónica y la bolsa de Corredores de Valparaíso, implementación del sistema Telepregon, para negociaciones electrónicas y que su edificio fuera declarado como Monumento Nacional.

2.1.3. Bolsa Valores de Brasil

La bolsa de valores mejor conocida como BOVESPA, es considerada una de las bolsas de valores más grande e importante en el mundo, siendo la séptima en el mundo y la primera en América, esta fue creada el 23 de agosto de 1890 fundada en sus inicios como una institución pública por lo que dependía de la secretaria de finanzas y los brokers eran funcionarios públicos, para pasar luego a ser una asociación civil.

Esta bolsa se encuentra vigilada por la CMV (comisión de valores mobiliarios). Así mismo ha hecho grandes avances tecnológicos como la implementación del SPOT (sistema privado de operaciones por teléfono) en 1970, unos años después se introduce "Home Broker" y "After-Market" con el objetivo de ampliar el acceso a los mercados y de esta manera incluir en la participación a pequeños y medianos accionistas, así mismo trajo consigo la creación del principal índice IBOVESPA, el cual ha sido referente para el mercado y las bolsas latinoamericanas.

Un gran avance que tuve se dio en el año 2018 donde se fundió con la BM&F (bolsa de mercados futuros), para formar la tercera mayor bolsa de valor del mercado, la primera en América y la primera en América Latina.

2.1.4. Bolsa de Valores de Perú

La Bolsa de Valores de Perú nace mediante la creación de tres leyes por parte del estado siendo en sus inicios conocida como una Bolsa Comercial el 31 de diciembre de 1860, con inicio de actividades el 7 de enero de 1861, teniendo, así como principal gestor el Estado Peruano, junto con los comerciantes más representativos en su momento.

Fue en 1898 que se editó el primer número del Boletín de la Bolsa Comercial de Lima, el mismo que se publica hasta nuestros días. En 1901 se elaboró la primera Memoria de la Bolsa Comercial de Lima, documento que la Cámara Sindical presentara ininterrumpidamente a la Junta de Socios en lo sucesivo.

En dicha bolsa se negocian acciones bonos y cedulas, de los más destacados bancos y aseguradoras, así como también se negocia la deuda peruana, se debe resaltar que a lo largo de su trayectoria se han dado avances importantes en cuanto a tecnología se refiere hasta el actual sistema electrónico y el CAVALI. En el año 2002 la bolsa de valores surge una transformación convirtiéndose en una sociedad anónima, la cual permanece hasta ahora.

2.2. Participantes del mercado

En el siguiente apartado se pretende describir de manera breve y concisa a cada uno de los participantes en el mercado de valores, teniendo en cuenta que los organismos de control y garantías varían de acuerdo al país.

2.2.1. Sociedades Comisionistas de Bolsa

Son profesionales especializados en la compra y venta de títulos valores, es el encargado de interactuar entre el inversionista y la Bolsa de Valores, así mismo como de asesor y ofrecer al inversionista los elementos necesarios para la toma de decisiones.

2.2.2. Empresas Públicas y privadas (Emisores de Títulos Valores)

Son todas las empresas que se encuentran inscritas en la Bolsa de Valores con la finalidad de emitir títulos valores que otorgan una participación al inversor sobre la empresa, es una de las maneras de financiación con la que cuentan las empresas.

2.2.3. Inversionistas

Son todas aquellas personas o empresas tanto nacionales o extranjeros que invierten en un instrumento financiero llámese acción, bono, futuros, derivados, entre otros, los cuales pasan a conformar la demanda.

2.2.4. Organismos de vigilancia y supervisión

Son aquellas entidades encargadas de vigilar toda actividad que se realicen en las bolsas de valores, cuya finalidad principal es prestar vigilancia a aspectos relacionados con el control fiscal y financiero en dichas operaciones, para el caso de Colombia dicha entidad es la Superintendencia Financiera.

2.2.5. Sociedades calificadoras de riesgo

Son sociedades anónimas conformadas por un grupo de especialistas, los cuales tienen como objetivo dar una opinión técnica acerca de la capacidad de repago de un título valor,

lo que se transforma para el inversionista en una manera de medir el riesgo de dicha inversión.

2.2.6. Cámara de compensación y liquidación

Es una entidad que se encarga de ofrecer servicios de compensación y liquidación sobre transacciones de productos financieros, así mismo exige el cumplimiento de garantías en cada transacción con la recolección de garantías.

III. Indicadores de las bolsas latinoamericanas

3.1. IGBC (COLOMBIA)

Tras la unificación de las tres bolsas de valores de Colombia, surge un índice único conocido como Índice General de la Bolsa de Colombia (IGBC), el cual es el resultado de una ponderación de las 25 acciones más representativas, es decir las más liquidas y de mayor capitalización, teniendo en cuenta la frecuencia y rotación de cada acción por trimestre, el cual empieza a operar a partir de julio del 2001, este es publicado diariamente luego del cierre de la bolsa.

3.2. IPSA (CHILE)

El índice IPSA también conocido como S&P CLX IPSA (SPCLXIPSA) se encuentra conformado por las acciones más transadas de la bolsa, elegidas en los meses de marzo, junio, septiembre y diciembre, cuyo principal criterio de selección es la liquidez, estas conforman una cartera que es ajustada el último día hábil bursátil de cada año, fue creado en 1977.

3.3. BOVESPA (BRASIL)

Este índice es considerado uno de los más importantes en el mercado latinoamericano, debido a que la bolsa de valores de Brasil es considerada de las más importantes a nivel mundial debido al volumen de sus transacciones, tal importancia se da debido a que el índice refleja el comportamiento de las principales acciones negociadas en la bolsa de Sao Paolo, es decir que refleja el tanto las variaciones de los precios de las acciones y la repercusión de la distribución de sus rendimientos. El índice fue creado en 1968 y desde entonces no ha sufrido modificaciones.

3.4. IGBVL (PERU)

El IGBVL es el principal índice de la bolsa de valores de Perú, el cual refleja la tendencia promedio de las principales acciones que aquí cotizan, quienes conforman una cartera que al medir su comportamiento refleja la evolución del mercado, dichas acciones concretan el 95% de las negociaciones del mercado, las cuales son totalmente actualizadas en septiembre de cada año y se ajustan los pesos en marzo, junio y diciembre. El 4 de octubre del 2015 comenzó a ser un índice de capitalización del free float, es decir que un porcentaje de las acciones están susceptibles a ser adquiridas por minoristas en el mercado secundario.

IV. Composición y cálculo de los índices latinoamericanos

4.1. Calculo del IGBC

Para la siguiente formula hay que te tener en cuenta que uno de los componentes surge de la ponderación de los precios de las acciones y que esta a su vez tiene en cuenta la ponderación de un periodo retardado.

$$I^{K}(t) = \sum_{I} W_{I}^{K} P_{I}(t) E_{i}$$

Donde:

 I^k = valor del indice para el perido t.

t=el día en el que se calcula.

k=trimestre en el cual el peso está vigente.

 $w_i^k = \text{ponderación de cada acción.}$

 $P_i(t) = \text{precio de la acciòn en el momento t.}$

Para el tercer trimestre del año 2018 la canasta del IGBC se encuentra conformada de la

Siguiente manera:

• Composición:

Tabla 1. Componentes de Índice IGBC

Nombre
Almacenes Exito
Avianca Taca
BVC
Bancolombia
CELSIA
Cemargos
Corficolombiana
Davivienda
Ecopetrol
Enka Colombia
Grupo Aval
Grupo Inversiones

Helm Bank
ISA
ISAGEN
Nutresa
Pacific Rub
Petrominerales
Tableros

Fuente: Investing

4.2. Calculo IPSA

El índice IPSA tiene algunos criterios de selección tales como:

- Capitalización bursátil mayor o igual a USD 200.000.000
- Sociedades con free float mayor o igual al 5%.
- Mayor ponderación de montos transados trimestral.

Dicho lo anterior se tiene el siguiente método de cálculo:

$$Indice\ IPSA = \frac{(\sum factor\ IPSA)*precio\ de\ las\ acciones_{t-1}}{(\sum factor\ IPSA)*precio\ acciones_t}*100$$

Donde:

Factor IPSA= la ponderación de cada acción.

• Composición:

Mencionado anteriormente el índice IPSA está compuesta por las siguientes empresas:

Tabla 2. Componentes de Índice IPSA

Nombre	Símbolo
Aesgener	ASG

Aguas Andinas	AGUAa
Antar Chile	ANT
Banco De Chile (SN)	CHI
Banco de Credito e	BCI
Inversiones	BCI
Besalco Sa	BES
Cap	CAP
Cencosud	CEN
Cervecerias Un	CCU
Стрс	CAR
Colbun	COL
Embonor B	EMB_pb
Embotelladora Andina	ANDb
Empresas Copec	COP
ENEL Americas	ENAM
Enel Generacion Chile	ENGX
Enersis Chile	ENCH
Engie Energia Chile	ECL
Entel	ENT
Falabella	FAL
Forus	FOR
Grupo Security	SEC
Iam Sa	IAM
Inv La Constru	ILC
Itau CorpBanca	ITC
Latam Airlines	LTM
Masisa	MSS
Nuevapolar	LAP
Oro Blanco	ORO
Parq Arauco	PAR
Ripley Corp	RIP
Salfacorp	SAL
Santander Chil	STG
Sigdo Koppers	SK
Sm Banco Chile PB	CHI_pb
Smsaam	SAAM
Sonda	SON
Soquimich B	SQM_pb
Vapores	VAP
Vina Concha To	CHT

Fuente: Investing

4.3. Calculo BOVESPA

El índice BOVESPA es el punto de referencia en este trabajo, debido a ser uno de los mayores referentes de la economía Latinoamérica, en base a lo anterior la elección de las acciones que en este pertenecen hay que tener en cuenta algunos criterios de selección:

- Estar entre las tres carteras anteriores, cuyo índice de negociabilidad representen el 85% de forma descendiente.
- Tener participación en términos de volumen financieros mayor o igual al 0,1%.
- No tener una calificación de "penny stock".

Formula:

$$indice_t = \frac{valor\ total\ de\ la\ cartera}{reductor} = \frac{(\sum_{i=1}^n Pi_t * Qi_t)}{\alpha}$$

Donde:

n= número total de activos que conforman la cartera teórica del índice.

 Pi_t = Ultimo precio del activo en el momento t.

 Qi_t = Cantidad del activo i en el instante t.

 α = Reducto utilizado para ajustar el valor total de la cartera al valor de divulgación del índice.

• Composición:

En la actualidad 65 empresas conforman la cartera del índice BOVESPA, tales como:

Tabla 3. Componentes de Índice BOVESPA

Nombre	Símbolo
AMBEV S/A ON	ABEV3
B2W DIGITAL ON	BTOW3
B3 SA Brasil Bolsa Balcao	B3SA3
BBSEGURIDADE ON NM	BBSE3
BR MALLS PAR ON	BRML3
BRADESCO ON	BBDC3
BRADESCO PN EJ N1	BBDC4
BRADESPAR PN	BRAP4
BRASIL ON	BBAS3
BRASKEM PNA	BRKM5
BRF SA ON	BRFS3
CCR SA ON	CCRO3
CEMIG PN	CMIG4
CIELO ON	CIEL3
COPEL PNB	CPLE6
COSAN ON	CSAN3
CVC BRASIL ON NM	CVCB3
CYRELA REALT ON	CYRE3
ECORODOVIAS ON	ECOR3
ELETROBRAS ON	ELET3
ELETROBRAS PNB	ELET6
EMBRAER ON	EMBR3
ENERGIAS BR ON	ENBR3
ENGIE BRASILON NM	EGIE3
EQUATORIAL ON	EQTL3
ESTACIO PART ON	ESTC3
FIBRIA ON NM	FIBR3
FLEURY ON	FLRY3
GERDAU MET PN	GOAU4
GERDAU PN N1	GGBR4
GOL PN N2	GOLL4
HYPERMARCAS ON	HYPE3
IGUATEMI ON	IGTA3
ITAUSA PN	ITSA4
ITAUUNIBANCOPN EB N1	ITUB4
JBS ON	JBSS3
KLABIN S/A UNT N2	KLBN11
KROTON ON	KROT3
LOCALIZA ON	RENT3

LOJAS AMERIC PN	LAME4
LOJAS RENNER ON	LREN3
MAGAZ LUIZA ON	MGLU3
MARFRIG ON	MRFG3
MRV ON	MRVE3
MULTIPLAN ON	MULT3
NATURA ON	NATU3
P.ACUCAR-CBD PN	PCAR4
PETROBRAS ON	PETR3
PETROBRAS PN	PETR4
QUALICORP ON	QUAL3
RAIADROGASIL ON	RADL3
RUMO ON NM	RAIL3
SABESP ON	SBSP3
SANTANDER BR UNT	SANB11
SID NACIONAL ON	CSNA3
Smiles Fidelidade	SMLS3
Suzano Papel Celulose	SUZB3
TAESA UNT	TAEE11
TELEF BRASIL PN	VIVT4
TIM PART S/A ON	TIMP3
ULTRAPAR ON NM	UGPA3
USIMINAS PNA	USIM5
VALE ON	VALE3
VIAVAREJO UNT N2	VVAR11
WEG ON	WEGE3

Fuente: Investing

4.4. Calculo IGBVL

El índice IGBVL contiene criterios de selección para la cartera de dicho índice, como:

- Nivel de negociación, que se incluya en el ranking de valores que representan el 95% del mercado.
- Capitalización de free float no menor a US \$10 millones.
- Tope del 25% en el peso década constituyente y 10% si la empresa deriva menos del 50% de sus ingresos procedentes de Perú.

El índice general de la bolsa de lima (Perú), se calcula de la siguiente manera:

$$IGBVL = \sum [(Pit/p_{i0}) * wi * Fi]$$

Donde:

Pit = Precio del valor i en la fecha t.

Pi0 = Precio del valor i en la fecha 0.

Wi = ponderación del valor i.7

Fi = Factor de ajuste por eventos aplicable a la cotización del valor i.

• Composición:

Para el año en vigencia hay 37 empresas que conforman el índice, tales como:

Tabla 4. Componentes de Índice IGBVL

Nombre	Símbolo
Aceros Arequip	AREi
Alicorp	ALI
Andino Invest	AIH
Atacocha	ATB
Austral Group SAA	AUG
Backus Johnsto	BKJi
Bco Continenta	CON
Buenaventura Mining ADR	BVN
BVL	BVL
Candente Copper	DNT
Casa Grande	CSG
Cem Pacasmayo	CPA
Cerro Verde	CVE
Corporacion Aceros Arequipa SA	ARE
Credicorp	BAP

Edegel	EDE
Empresa Agroindustrial Pomalca	POM
Enel Distribucion Peru	ENE
ENGIE Energia Peru	ENGI
Ferreyros	FER
Grana Y Monter	GRA
Inretail Peru	INR
Intergroup	IFS
Inversiones Centenario	ICE
Luz Del Sur	LUZ
Minsur	MINi
Panoro Minerals	PML
PPX Mining	PPX
Relapasa	REL
Rimac Seguros	RSR
Sider	SID
Sociedad Minera el Brocal SAA	BRO
Southern Copper	SPC
Trevali Mining Corporation	TV
Unacem	CEL
Volcan	VOL_pb
Volcan Compania Minera SAA	VOLa

Fuente: Investing

V. Análisis de los índices

5.1. Análisis semestral del IGBC

Figura 1. Comportamiento últimos 6 meses IGBC $\,$



Realizado por: Luisa González

En la gráfica anterior se puede observar el comportamiento del índice IGBC durante los 6 últimos meses de cotización es decir, el periodo comprendido entre marzo y agosto del año 2018, hay que tener en cuenta que en la canasta de dicho indicador se encuentran sectores como el financiero, industrial, construcción, entre otros lo cual justifica que se registrara como valor mínimo 11.212 el 28 de marzo del presente año, esto podría venir explicado por la caída de sectores como el de construcción en un 8,2%, la industria manufacturera en un 1,2%.

"Según las cifras desagregadas de dicho sector, la construcción de edificaciones residenciales y no residenciales cayó 9,2%, evidenciando una menor dinámica de la inversión por parte de hogares y empresas. Y es que el deterioro del mercado laboral y la dinámica inestable en el nivel de ocupación está generando presiones a la baja en el consumo, lo que repercute en menores recursos destinados a vivienda nueva por parte de los consumidores", señala Javier Silva Salazar cofundador de business life.

Actualmente se observa una recuperación marcada desde el segundo trimestre del presente año al tener un PIB de 2.8% a pesar de haber tenido un aumento en el desempleo al ser este el 9,2%, esto se confirma al registrar su valor máximo de cotización en el IGBC de 12.639,70, sin embargo, para el mes de agosto se observa una estacionalidad con una leve mejora, esto debido al pronóstico de crecimiento que tiene la economía para el siguiente trimestre del año.

Así mismo observamos que en la perspectiva de crecimiento de la economía Colombia se refleja en el indicador de la Bolsa de Valores de Colombia en indicadores como el MACD el cual no es más que el análisis de las medias móviles exponencial, el cual es de 521,400 lo cual nos indica una posición de compra en el mercado, respaldado por el RSI(14) permite ver la fuerza de los precios mediante la comparación de los movimientos

individuales en los sucesivos precios de cierre, siendo este de 63,080 respaldando al indicador anteriormente mencionado.

Otro indicador importante es el ADX(14) un indicador que permite observar la fortaleza de las tendencia, para cuyo caso es de 41,955 confirmando el sentimiento de mejora en la economía Colombia y por lo tanto en el índice, estos indicadores son calculados en periodo mensual, es decir una tendencia de corto plazo.

5.2. Análisis semestral del IPSA



Figura 2. Comportamiento últimos 6 meses IPSA

Realizado por: Luisa Gonzalez

Como bien hemos venido mencionando anteriormente los índices de las bolsas de valores son el reflejo de la economía del país, para cuyo caso se va a entrar en contexto económico para la economía chilena, en el grafico anterior se puede ver una desaceleración de la economía, ya que inicia con cotizaciones alcistas alcanzando un máximo de 5.727,86 en el mes de mayo, por lo cual se puede decir que las expectativas del crecimiento económico eran alcistas, esto sucedió hasta el segundo trimestre del año 2018, cerrando con un PIB alcista de 5,3%, respaldado por el crecimiento en sectores como la industria

manufacturera del 7,3% y el comercio del 8,1%, sin embargo para finales del segundo trimestre del año se empieza a ver una notable desaceleración de la economía, lo cual cambia el panorama de la economía de dicho país.

Se observa una tendencia a la recuperación del índice IPSA es decir una subida en los precios de cierres así indicadores como MACD siendo de 258,490 y el RSI(14) con un 56,106 indican tendencia hacia el alza de los precios lo que nos llevaría a una oportunidad compra clara, sin embargo el indicador ADX(14) se mantiene neutral siendo de 32,769, por lo cual estaríamos hablando de un cambio en la tendencia de los precios de tendencia bajista a alcista o una indecisión entre las dos tendencia, esto en un parámetro de un mes.

5.3. Análisis semestral del BOVESPA

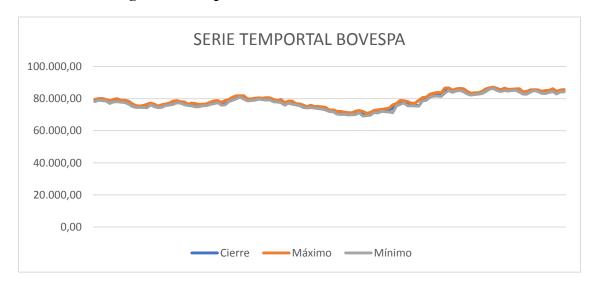


Figura 3. Comportamiento últimos 6 meses BOVESPA

Realizado por: Luisa González

La anterior grafica comprende los periodos comprendidos entre marzo y septiembre del 2018, en la cual se puede observar estabilidad al inicial del año en lo que concierne a la mitad del segundo trimestre del año debido a las expectativas de crecimiento para el año en curso, lo cual se interrumpido al registrar un mínimo muy por debajo de la medio

siendo este de 69.814,74 en el mes de junio, posiblemente como consecuencia de la huelga realizada por camiones la cual duro 11 días y llevo al encarecimiento y desabastecimiento de alimentos, entre otros suministros. Pese a las factores sociopolíticos que también influyeron en la inestabilidad de la economía brasilera, la economía brasilera logro crecer un 0,2% en el según trimestre del año, lo cual indica una leve recuperación de la recesión.

Dicho crecimiento en la economía se ve respaldado por el crecimiento del sector de servicios que logro crecer un 0,3%, ya que los demás sectores no registraron cambios, se debe recordar que Brasil enfrento una gran recesión en los años 2015 y 2016. Eso crecimiento es respaldado también por indicadores como el RIS(14) siendo este de 65,015 y el MACD con 5.806,070 los cuales son pertenecen a los indicadores más utilizados en los mercados financieros, dando una expectativa de crecimiento y opciones de compra sobre el índice BOVESPA.

5.4. Análisis semestral del IGBVL

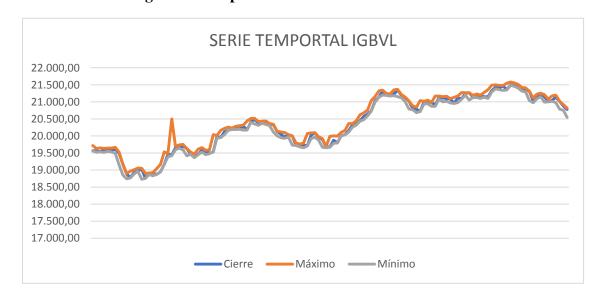


Figura 4. Comportamiento últimos 6 meses IGBVL

Realizado por: Luisa González

La grafica anterior representa las cotizaciones del índice de la Bolsa de Perú del periodo de marzo a septiembre del 2018, al inicio de dicho periodo se observa una fuerte expectativa de crecimiento, así lo registro los indicadores de la economía peruana en el segundo trimestre del presente año, logrando un crecimiento del PIB del 5.4% respaldado por sectores como: inversión privado con un 6.2%, construcción con un 7.4% y valores negativos en sectores como el de la producción.

Sim embargo a pesar de que se espera que Perú sea uno de los países con mayor cremento en Latinoamérica, tiene su descenso en el precio de cotización de su índice bursátil alcanzando un mínimo de 19.44,11 en el mes de agosto, dicho descenso inicio desde el mes de mayo, agravándose en el mes de junio debido a la caída de actividades como la producción pesquera, minería e hidrocarburos y el comercio, quienes fueron los sectores que perdieron mayor velocidad en dicho mes.

En la actualidad la expectativa en los precios del índice general de Perú muestra un crecimiento de la economía, respaldada por los indicadores RIS(14) siendo este de 57.532, el MACD con 1.270,510 y el ADX con 50.166, mostrando una fuerza de subida en los precios de cotización del índice y dando opciones de compra sobre dicho índice.

VI. Volatilidad y correlación

Anteriormente se menciona que la hipótesis de este trabajo es la existencia de altas correlaciones entre las bolsas de Latinoamérica y que la volatilidad del presente se encuentra condicionada por las innovaciones y varianzas de periodos pasados, esto puede estar respaldados por estudios tales como:

Según Saldoval y De Paula (2011) al realizar un estudio en los distintos periodos de crisis, implementando matriz de autovalores y autovectores, concluyen que la volatilidad y correlación aumentan en los periodos de crisis.

Así mismo Sposito, M. (2016), demostró el incremento de la volatilidad calculando la desviación típica de los datos semanales entre (1990-2009), observando un claro aumento de la volatilidad en el mercado financiero desde el año 2007 y también en los años 2003 y 2004 con el estallido de la burbuja conocida como punto com

En conclusión, la relación entre volatilidad y correlación aumentan en los periodos de crisis económica, con un aumento significativo a partir de la crisis del 2007 (Graham & Harvey, 2009).

Dicha relación entre correlación y volatilidad que busca explicar el modelo de Arch es según Engle (1982) la introducción de nuevos procesos estocásticos donde la varianza depende de los cuadrados de las perturbaciones , para que luego en el modelo Garch (1986) desarrollado por Bollerslev el cual plantea que las varianzas también dependen de la varianza condicional de periodos anteriores, es decir que tiene en cuenta las perturbaciones al cuadrado (modelo Arch) y las varianzas de tiempos pasados.

Dicha finalidad de los modelos anteriores será comprobar la relación existente entre las Bolsa de Valores de Perú, Colombia, Brasil y Chile.

VII. Análisis impirico

7.1. Datos

Con el fin de analizar la correlación entre las Bolsas de Valores de Latinoamérica, se utilizan las observaciones de los precios diarios de los principales índices bursátiles de

las bolsas d Perú, Colombia, Brasil y Chile. Este estudio que busca identificar si existe una correlación inherente entre dichas bolsas, toma base el indicador bursátil de Brasil (BOVESPA) contra los de Colombia (IGBC), Chile (IPSA) Y Perú (IGBVL).

Los datos utilizados en este estudio se han tomado del portal Investing, cuyo periodo está comprendido entre el 1 de Octubre del 2013 hasta el 1 de Octubre del 2018, utilizando para el análisis los precios de cierre diarios de cada indicador.

Los índices a estudiar por cada país son:

Tabla 5. Índices Bursátiles de Renta Variable

País	Índice		Moneda	
Brasil	BOVESPA	BVSP	Real Brasilero (R\$)	
Colombia	COL General	IGBC	Peso colombiano (COP)	
	S&P Lima			
Perú	General	IGBVL	Sol (S/.)	
Chile	IPSA	SPCLXIPSA	Peso chileno	

Realizado por: Luisa González

En la tabla anterior se observa el índice de precios de referencia de cada país que se va a estudiar, los cuales como se mencionó anteriormente están conformados por las acciones más transadas en cada bolsa de valores correspondiente, también se observa la moneda de cada país, ya que el precio del índice esta dado en moneda nacional.

7.2. Precios y retornos de los índices bursátiles

En el siguiente grafico se puede observar el comportamiento de cada índice de los últimos 5 años y sus rendimientos durante el mismo periodo, este calculado se ha hecho tomando las primeras diferencias de la serie original, en las mismas se puede ver que los rendimientos siempre retornan, lo que nos da indicios de estacionalidad en la media.

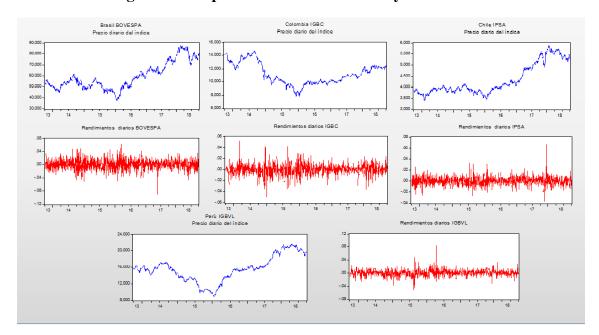


Figura 5. Comportamiento de los indices y sus retornos

Realizado por: Luisa González

7.3. Correlación simple

A continuación, se pretende estudiar la correlación que existe entre los índices de las cuatro bolsas anteriormente mencionados, observando principalmente los coeficientes de correlación con respecto al índice BOVESPA de Brasil.

Tabla 6. Correlación entre las Bolsas de Valores

	Correlation				
	CIERRE_B	CIERRE_IG	CIERRE_IG	CIERRE_IP	
CIERRE_B	1.000000	0.226833	0.895639	0.954148	
CIERRE_IG	0.226833	1.000000	0.553348	0.113693	
CIERRE IG	0.895639	0.553348	1.000000	0.827031	
CIERRE_IP	0.954148	0.113693	0.827031	1.000000	

Realizado por: Luisa González

En el grafico anterior se observa que las correlaciones entre BOVESPA y los índices de IGBC, IPSA Y IGBVL son respectivamente 22.68%, 95.41% y 89.56%, lo que nos permite deducir que el índice que mayor relación tiene con el de Brasil es el de chile, esto

se puede explicar debido a los números tratados comerciales existentes entre estos países y la actual negociación sobre un TLC que les permitirá negociar libremente.

7.4. Modelo ARCH

Modelo propuesto por Engle en 1982, también conocido como el modelo auto regresivo condicionalmente heterocedastico, busca modelar procesos estocásticos en los cuales la varianza condicionada a la información pasada no es constante y depende de las innovaciones pasadas al cuadrado, inicialmente creado para el modelamiento de series financieras.

Supuestos del modelo ARCH:

- Series estacionarias en la media.
- Varianza heterocedastica (no estacionarias en varianza).

Dicho modelo considera proceso $\{y_t\}$ donde $t \in I$ obedeciendo al modelo de regresión auto regresivo condicionalmente heterocedastico de orden p, lo que quiere decir que estaríamos hablando de un modelo ARCH(p), siempre y cuando se cumplan las siguientes condiciones:

- $y_t \mid \psi_{t-1} \sim N_{(C_{t,ht})}$
- $\mu t_t = x_t \beta$ (modelar la media)
- $\bullet \quad h_t = \alpha_0 + \alpha_1 \in ^2_{t-1} + \dots + \alpha_p \in ^2_{t-p}$

H0= la varianza no depende de sus innovaciones al cuadrado, no es heterocedastica.

Hi= la varianza es heterocedastica y depende de sus innovaciones al cuadrado.

•
$$\in_t = y_t - x_t \beta$$

Teniendo como restricción:

$$\alpha_0 > 0$$
 y $\alpha_i \ge 0$

Donde:

I= BOVESPA, IGBC, IPSA, IGBVL.

 $\mu t_t = la media.$

 x_t = vector de observaciones de las variables independientes.

 β y α = son vectores de parámetros desconocidos.

 h_t = dependencia de la varianza condicional pasada.

Dicho modelo tiene como propósito separar los momentos de volatilidad del comportamiento temporal del rendimiento, para la mejora de toma de decisiones en inversión permitiendo reducir el riesgo de las mismas o intentar predecir el comportamiento futuro de los procesos de la volatilidad.

7.5. Modelo GARCH

Dicho modelo fue planteado por Bollerslev en 1991, sus siglas son una abreviatura de modelo generalizado auto regresivo condicionalmente heterocedastico y da nombre a la ampliación del modelo ARCH para los órdenes p, q.

Para la ampliación del modelo ARCH se basa en las siguientes formulas:

$$y_t = \varepsilon_t \sigma_t$$

$$\sigma_t^2 = \omega + \sum_{i=1}^q \alpha_i \, y_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^p \beta_j \, y_{t-i}^2$$

Donde:

 β y ω = modelan la media y la varianza respectivamente.

P = número de periodos de los retardos.

Con restricciones:

$$p \ge 0, q > 0, \alpha \ge 0$$

Lo anterior nos indica que el modelo GARCH no solo tiene en cuenta la dependencia en innovaciones pasadas, sino también la dependencia de los valores que la varianza ha tomado en periodos pasados.

Este modelo tiene como finalidad analizar la influencia de las varianzas pasadas sobre la varianza presente.

VIII. Resultados

8.1. Modelo auto regresivo condicionalmente hetocedastico

8.1.1. Brasil-BOVESPA

El modelo ARCH para el índice BOVESPA se define con dos retardos en las innovaciones pasadas, se estima los coeficientes tomando las cotizaciones diarias de los últimos 5 años de los retornos del índice, para los cuales se trabaja con un modelo AR(7), que nos indica una dependencia lineal en los retornos del índice Bovespa de hasta siete rezagos, así mismo se comprueba los supuestos de heterostacidad y que su varianza retorna a la media para dar a lugar a efectos ARCH como se observa a continuación:

Tabla 7. Modelo ARCH BOVESPA

Dependent Variable: RETORNO_BOVESPA

Method: ML ARCH - Normal distribution (BFGS / Marquardt steps)

Date: 11/14/18 Time: 01:16

Sample (adjusted): 10/11/2013 10/01/2018 Included observations: 1116 after adjustments Convergence achieved after 15 iterations

Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Presample variance: unconditional

GARCH = C(2) + C(3)*RESID(-1)^2 + C(4)*RESID(-2)^2

Variable	Coefficient Std. Er		z-Statistic	Prob.
AR(7)	-0.078469	0.027887	-2.813803	0.0049
	Variance I	Equation		
C RESID(-1)^2 RESID(-2)^2	0.000179 0.051061 0.173444	1.00E-05 0.029304 0.037577	17.84679 1.742458 4.615722	0.0000 0.0814 0.0000
R-squared Adjusted R-squared S.E. of regression Sum squared resid Log likelihood Durbin-Watson stat	0.006732 0.006732 0.015161 0.256286 3108.236 1.996548	Mean depen S.D. depend Akaike info d Schwarz crit Hannan-Qui	lent var riterion erion	-0.000351 0.015212 -5.563147 -5.545163 -5.556348
Inverted AR Roots	.6330i 43+.54i	.63+.30i 4354i	.1568i 70	.15+.68i

Realizado por: Luisa González

Se puede observar que el modelo es óptimo con una probabilidad de 0.0049 para el orden AR(7), en cuanto a la importancia de las innovaciones pasada en la varianza al cuadrado es de dos rezados, lo que quiere decir que esta repercute hasta dos periodos después de ocurrir dichas innovaciones, esto es respaldado por los indicadores de akaike, schwarz y hannan-quinn que nos muestra que el modelo tiene una bondad de ajuste muy bueno al error, al ser -5.563, -5.545 y -5.556 respectivamente.

8.1.2. Colombia- IGBC

A continuación, se puede observar un modelo econométrico de orden AR(1), donde luego de comprar que los retornos del índice de la Bolsa de Valores de Colombia tiene efectos

ARCH, es decir que la varianza se encuentra condicionada a las innovaciones pasadas al cuadrado, dando a lugar al siguiente modelo:

Tabla 8. Modelo ARCH IGBC

Dependent Variable: RETORNO IGBC

Method: ML ARCH - Normal distribution (BFGS / Marguardt steps)

Date: 11/08/18 Time: 18:18 Sample: 10/01/2013 10/01/2018 Included observations: 1123

Convergence achieved after 13 iterations

Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Presample variance: unconditional GARCH = C(2) + C(3)*RESID(-1)*2

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
AR(1)	0.184640	0.032845	5.621479	0.0000
C RESID(-1) ²	6.18E-05 0.326602	2.23E-06 0.046703	27.68254 6.993214	0.0000 0.0000
R-squared Adjusted R-squared S.E. of regression Sum squared resid Log likelihood Durbin-Watson stat	0.032620 0.032620 0.009428 0.099736 3690.687 2.004923	Mean dependent var S.D. dependent var Akaike info criterion Schwarz criterion Hannan-Quinn criter.		0.000104 0.009586 -6.567564 -6.554143 -6.562492
Inverted AR Roots	.18			

Realizado por: Luisa González

Tras el modelo anterior se puede decir que según el modelo ARCH las innovaciones pasadas repercuten inmediatamente en el periodo siguiente, ya que estas innovaciones son de un retardo, así mismo se puede observar los indicadores de akaike, schawarz y hannan-quinn que nos hacen un poco mas a la idea que el modelo es el óptimo para los retornos del índice IGBC de Colombia con una bondad de ajuste significativa siendo respectivamente -6.567, -6.554, -6.562 y un R squeared de 0.032 dando indicios de que el modelo es bueno para futuras predicciones.

8.1.3. Chile-IPSA

Partiendo de los supuesto de varianza heterocedastica y que la series es estacionaria en su media se calcula un modelo econométrico de orden AR(1), dando a lugar al siguiente modelo ARCH:

Tabla 9. Modelo ARCH IPSA

Dependent Variable: RETORNO_IPSA

Method: ML ARCH - Normal distribution (BFGS / Marquardt steps)

Date: 11/14/18 Time: 02:13

Sample (adjusted): 10/02/2013 10/01/2018 Included observations: 1122 after adjustments Convergence achieved after 12 iterations

Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Presample variance: unconditional GARCH = C(2) + C(3)*RESID(-1)*2

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.		
AR(1)	0.198764	0.030968	6.418453	0.0000		
Variance Equation						
C RESID(-1)^2	4.46E-05 0.223696	1.91E-06 0.023487	23.28824 9.524396	0.0000 0.0000		
R-squared Adjusted R-squared S.E. of regression Sum squared resid Log likelihood Durbin-Watson stat	0.027731 0.027731 0.007554 0.063966 3917.258 2.019998	Mean depend S.D. depende Akaike info cri Schwarz criter Hannan-Quin	nt var terion ion	-0.000287 0.007661 -6.977288 -6.963857 -6.972212		
Inverted AR Roots	.20					

Realizado por: Luisa González

En la tabla anterior se observa que el modelo AR(1) es altamente significativa al rechazar la hipótesis nula con una probabilidad igual a 0, así mismo se observa para el modelo final ARCH que el coeficiente de significación de la repercusión de las innovaciones de un periodo pasado son del 0,22. Otros indicadores a revisar son el Akaike, Schwarz y Hanna-Quinn que son respectivamente -6.977, -6.963 y -6.972.

8.1.4. Perú-IGBVL

Mediante la observación de correlogramas, se decide trabajar con un modelo econométrico donde se tiene la variable retorno del índice IGBVL siguiendo una regresión linear de orden 1 y dando a lugar al siguiente modelo ARCH:

Tabla 10. Modelo ARCH IGBVL

Dependent Variable: RETORNO_IGBVL

Method: ML ARCH - Normal distribution (BFGS / Marguardt steps)

Date: 11/14/18 Time: 02:36

Sample (adjusted): 10/02/2013 10/01/2018 Included observations: 1122 after adjustments Convergence achieved after 10 iterations

Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Presample variance: unconditional GARCH = C(2) + C(3)*RESID(-1)^2

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
AR(1)	0.256409	0.034382 7.4576		0.0000
C RESID(-1)^2	7.06E-05 0.187421	2.35E-06 0.028990	29.98947 6.465100	0.0000 0.0000
R-squared Adjusted R-squared S.E. of regression Sum squared resid Log likelihood Durbin-Watson stat	0.045624 0.045624 0.009214 0.095178 3681.092 2.066857	Mean depend S.D. depende Akaike info cri Schwarz criter Hannan-Quin	nt var terion ion	-0.000190 0.009432 -6.556314 -6.542884 -6.551238
Inverted AR Roots	.26			

Realizado por: Luisa González

Del modelo anterior se puede observar que la varianza de dichos retornos se encuentra influenciada por las innovaciones pasadas al cuadrado siendo estas de un rezago y con un coeficiente de 0.18, así mismo que al ser un modelo de orden AR(1) en su base toma en cuenta los valores de los retornos pasados para intentar explicar el comportamiento del periodo inmediatamente siguiente.

8.2. Modelo Generalizado auto regresivo condicionalmente heterocedastica

8.2.1. Brasil - BOVESPA

El modelo GARCH se define con base en los retardos pasados de la innovación y dos retardos en la varianza, se estima los coeficientes, tomando como valor inicial los datos de la muestra completa, los resultados se presentan a continuación:

Tabla 11. Modelo GARCH BOVESPA

Dependent Variable: RETORNO_BOVESPA

Method: ML ARCH - Normal distribution (BFGS / Marquardt steps)

Date: 11/14/18 Time: 01:20

Sample (adjusted): 10/11/2013 10/01/2018 Included observations: 1116 after adjustments Convergence achieved after 39 iterations

Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Presample variance: unconditional

 $GARCH = C(2) + C(3)*RESID(-1)^2 + C(4)*RESID(-2)^2 + C(5)*GARCH(-1)$

+ C(6)*GARCH(-2)

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
AR(7)	-0.064502	0.030066	-2.145397	0.0319
	Variance	Equation		
C RESID(-1)*2 RESID(-2)*2 GARCH(-1) GARCH(-2)	2.03E-05 0.010032 0.104556 0.071590 0.726063	6.40E-06 0.020539 0.028857 0.076930 0.089709	3.175904 0.488410 3.623177 0.930584 8.093527	0.0015 0.6253 0.0003 0.3521 0.0000
R-squared Adjusted R-squared S.E. of regression Sum squared resid Log likelihood Durbin-Watson stat	0.006338 0.006338 0.015164 0.256388 3122.860 1.997113	Mean depend S.D. depende Akaike info cr Schwarz crite Hannan-Quir	ent var iterion rion	-0.000351 0.015212 -5.585771 -5.558795 -5.575573
Inverted AR Roots	.6129i 42+.53i	.61+.29i 4253i	.1566i 68	.15+.66i

Realizado por: Luisa González

Se observa que el modelo calculado anteriormente es aceptado al cumplir con la hipótesis de que la serie tiene efectos ARCH y GARCH con una probabilidad inferior al 0.05 con dos retardos en cada uno, esto es respaldado por los criterios de información de

Akaike, Schwarz y Hannan-Quinn siendo estos -5.585, -5.558 y -5.575 respectivamente, indicando así una bondad del ajuste buena y una complejidad baja del mismo.

8.2.2. Colombia - IGBC

Partiendo de que el modelo GARCH es considerado una extensión del modelo ARCH donde también se tienen en cuenta la varianza condicionada, se presenta el siguiente modelo donde a un retardo la varianza condicionada es altamente significativa:

Tabla 12. Modelo GARCH IGBC

Dependent Variable: RETORNO_IGBC

Method: ML ARCH - Normal distribution (BFGS / Marquardt steps)

Date: 11/14/18 Time: 01:54

Sample (adjusted): 10/02/2013 10/01/2018 Included observations: 1122 after adjustments Convergence achieved after 21 iterations

Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Presample variance: unconditional

 $GARCH = C(2) + C(3)*RESID(-1)^2 + C(4)*GARCH(-1)$

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
AR(1)	0.143299	0.030128	4.756269	0.0000
	Variance	Equation		
C RESID(-1) ² GARCH(-1)	4.77E-06 0.139639 0.808698	6.43E-07 0.020625 0.019251	7.417863 6.770316 42.00780	0.0000 0.0000 0.0000
R-squared Adjusted R-squared S.E. of regression Sum squared resid Log likelihood Durbin-Watson stat	0.031218 0.031218 0.009439 0.099878 3741.258 1.922419	Mean depend S.D. depende Akaike info cri Schwarz criter Hannan-Quin	nt var terion ion	0.000103 0.009590 -6.661779 -6.643872 -6.655011
Inverted AR Roots	.14			

Realizado por: Luisa González

Como se puede observar la sumatoria de los coeficientes de las innovaciones pasadas y la varianza condicionada es de 0.948 lo que cumple con las restricciones planteadas por Bollerslev en su modelo, así mismo se debe mencionar que el modelo cuenta con criterios de información tales como Akaike, Schwarz y Hannan-Quinn que permite confirmar que el modelo es bueno, siendo estos de -6.661, -6.643 y -6.655 respectivamente.

8.2.3. Chile - IPSA

El modelo GARCH se calcula con un retardo en la varianza condicionada y un retardo en las innovaciones, lo que nos dice que los dos efectos repercuten en el comportamiento de los retornos del índice en el periodo inmediatamente siguiente, el modelo se observa a continuación:

Tabla 13. Modelo GARCH IPSA

Dependent Variable: RETORNO_IPSA

Method: ML ARCH - Normal distribution (BFGS / Marquardt steps)

Date: 11/14/18 Time: 02:16

Sample (adjusted): 10/02/2013 10/01/2018 Included observations: 1122 after adjustments Convergence achieved after 24 iterations

Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Presample variance: unconditional

 $GARCH = C(2) + C(3)*RESID(-1)^2 + C(4)*GARCH(-1)$

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
AR(1)	0.190183 0.031318 6		6.072673	0.0000
	Variance	Equation		
C RESID(-1) ² GARCH(-1)	5.05E-06 0.130353 0.781893	1.56E-06 0.021024 0.043272	3.239595 6.200342 18.06916	0.0012 0.0000 0.0000
R-squared Adjusted R-squared S.E. of regression Sum squared resid Log likelihood Durbin-Watson stat	0.028108 0.028108 0.007552 0.063941 3947.691 2.004306	Mean depend S.D. depende Akaike info cri Schwarz criter Hannan-Quin	nt var terion ion	-0.000287 0.007661 -7.029752 -7.011845 -7.022984
Inverted AR Roots	.19			

Realizado por: Luisa González

Dicho modelo cumple con las hipótesis del modelo ARCH y GARCH, donde el efecto inmediatamente anterior tiene un mayor efecto en el siguiente que cualquier otro, dicha viabilidad del modelo es respaldada por los criterios de información de Akaike, Schwarz

y Hannan-Quinn al ser estos de -7,029, -7.011, -7.022 respectivamente, también se puede observar un R-squared positivo de 0.028.

8.2.4. Perú – IGBVL

El modelo GARCH para el índice de la bolsa de Perú sigue un orden (1,1) lo que quiere decir que tiene un rezago en función de las innovaciones pasadas al cuadrado y uno más en función de la varianza condicionada, como se observa a continuación:

Tabla 14. Modelo GARCH IGBVL

Dependent Variable: RETORNO_IGBVL

Method: ML ARCH - Normal distribution (BFGS / Marquardt steps)

Date: 11/14/18 Time: 02:39

Sample (adjusted): 10/02/2013 10/01/2018 Included observations: 1122 after adjustments Convergence achieved after 28 iterations

Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Presample variance: unconditional

 $GARCH = C(2) + C(3)*RESID(-1)^2 + C(4)*GARCH(-1)$

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
AR(1)	0.177762	0.032909	5.401619	0.0000
	Variance	Equation		
C RESID(-1)^2 GARCH(-1)	2.87E-06 0.061579 0.905785	9.58E-07 0.010520 0.019904	2.996779 5.853723 45.50707	0.0027 0.0000 0.0000
R-squared Adjusted R-squared S.E. of regression Sum squared resid Log likelihood Durbin-Watson stat	0.045492 0.045492 0.009215 0.095191 3709.370 1.912133	Mean depend S.D. depende Akaike info cri Schwarz criter Hannan-Quin	nt var terion rion	-0.000190 0.009432 -6.604937 -6.587031 -6.598170
Inverted AR Roots	.18			

Realizado por: Luisa González

se observa que se cumple con las restricciones del modelo GARCH al ser la sumatoria de los coeficientes de las innovaciones pasadas y la varianza condicionada menor a 1, siendo dicha sumatoria de 0.967, así mismo la viabilidad del modelo es respaldada por los

criterios de información de Akaike, Schawarz y Hannan-Quinn siendo estos de -6.604, -6.587 y -6.598 respectivamente.

8.3. Gráficos de los modelos ARCH

Se puede observar que los modelos que tienen como variable los retornos de los índices toman en cuenta las volatilidades a lo largo de los 5 años de cada serie, en caso del índice de Brasil BOVESPA y Colombia IGBC presentan mayores volatilidades a lo largo de todo el periodo, alcanzando valores máximas en el cuarto trimestre del 2016 y a principios del tercer trimestre del 2014 respectivamente para cada bolsa.

Además se observa volatilidades mínimas para los índices de las bolsas de Chile IPSA y Perú IGBVL, con excepciones en el tercer trimestre del 2017 y el cuarto trimestre del 2015, esto habla de que dichos efectos son producto de la innovación en periodos pasados, que no viene siendo más que el ruido blanco en momentos pasados, que puede ser producto de la economía, sentimiento del mercado o propiamente de la especulación de los inversionistas.

.0016 .0014 .0012 0012 0010 .0008 0008 .0006 0014 0012 0008 0006 0004 16 15 Conditional variance IGBVL

Figura 6Modelos ARCH de los retornos de los índices

Realizado por: Luisa González

8.4. Gráficos de los modelos EGARCH

En el siguiente grafico se observar como la serie se comporta teniendo en cuenta las innovaciones y las varianzas de periodos pasados, en el caso de Brasil y Colombia hay mayores volatilidades y dependencia de estos sucesos, es decir que el comportamiento de la serie en un periodo futuro es más susceptible a las innovaciones y varianzas pasadas.

Las altas volatilidades en el índice BOVESPA se puede explicar debido a que es la bolsa con mayor volumen de negociaciones en Latinoamérica, así mismo es la que tiene la volatilidad mínima por encima de los demás índices.

.0012 0009 .0008 .0010 .0008 .0006 .0005 .0006 .0004 .0003 .0002 Conditional variance BOVESPA - Conditional variance IGBC .0007 .0006 .0006 .0005 0005 0004 .0004 .0003 .0003 .0002 0002 0001 Conditional variance IPSA Conditional variance IGBVL

Figura 7. Modelos Garch de los retornos de los índices

IX. Conclusión

El presente trabajo tuvo como propósito comprobar que existían una correlación entre las bolsas de Brasil, Colombia, Chile y Perú, siendo la primera la variable dependiente, dicha correlación fue comprobada con un porcentaje mayor en con el índice de Perú, es decir que bajo el supuesto de eficiencia y contagio estas se comportan de manera similar.

Así mismo se comprobó que las series se podían modelar con efectos ARCH y GARCH luego de comprobar que fuera heterocedastica y que fue una serie estacionaria en su media, así mismo se comprobó que las series tenían un mejor ajuste bajo el modelo GARCH según los indicadores de akaike, schwarz, hannan-quinn, teniendo en cuenta que estas se ven influenciadas por las innovaciones pasadas y las varianzas de periodos pasados al igual que la propia.

X. Anexos

Tabla 15. Estadísticos descriptivos de los datos

	BOVESPA	IGBC	IPSA	IGBVL
Mean	59232.64	11162.58	4326.394	15513.17
Median	55480.87	10808.29	3993.990	15512.25
Maximum	87652.64	14692.81	5880.470	21516.09
Minimum	37497.48	7849.510	3391.310	8878.150
Std. Dev.	11972.80	1605.989	677.9856	3091.512
Skewness	0.702940	0.393587	0.875523	0.042798
Kurtosis	2.507360	2.245511	2.269520	2.508399
Jarque-Bera	103.6548	55.53141	168.1390	11.63028
Probability	0.000000	0.000000	0.000000	0.002982
Sum	66399790	12513255	4849888.	17390269
Sum Sq. Dev.	1.61E+11	2.89E+09	5.15E+08	1.07E+10
Observations	1121	1121	1121	1121

Realizado por: Luisa González

Figura 8. Normalidad de los datos

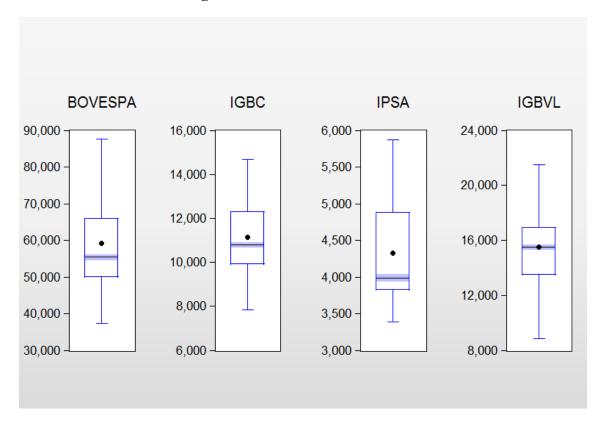


Tabla 16. Raíz unitaria en primer nivel y en primeras diferencia BOVESPA

Augmented Di	ickey-Fuller U	nit Root Test o	on CIERRE_BC	VESPA	Augmented Dickey	/-Fuller Unit F	Root Test on D	(CIERRE_BOV	ESPA)
Null Hypothesis: CIERRE Exogenous: Constant, Li Lag Length: 0 (Automatio	inear Trend				Null Hypothesis: D(CIERRE Exogenous: Constant, Lines Lag Length: 0 (Automatic - b	ar Trend			
			t-Statistic	Prob.*				t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fulle	r test statistic		-2.215970	0.4796	Augmented Dickey-Fuller te	st statistic		-33.66967	0.0000
Test critical values:	1% level		-3.966247		Test critical values:	1% level		-3.966255	
	5% level		-3.413822			5% level		-3.413826	
	10% level		-3.128987			10% level		-3.128989	
*MacKinnon (1996) one-	sided p-value	S.			*MacKinnon (1996) one-sid	ed p-values.			
Augmented Dickey-Fulle Dependent Variable: D(C Method: Least Squares Date: 11/14/18 Time: 0(Sample (adjusted): 10/0: Included observations: 1	DIERRE_BOVI 0:42 2/2013 10/01/	ESPA) '2018			Augmented Dickey-Fuller To Dependent Variable: D(CIEI Method: Least Squares Date: 11/14/18 Time: 00:44 Sample (adjusted): 10/03/2 Included observations: 112	RRE_BOVES 3 013 10/01/20	18		
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.	Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
CIERRE_BOVESPA(-1)	-0.007877	0.003555	-2.215970	0.0269	D(CIERRE_BOVESPA(-1))	-1.007297	0.029917	-33.66967	0.000
С	325.1684	161.4143	2.014496	0.0442	С	-12.99498	52.66307	-0.246757	0.805
@TREND("10/01/2013")	0.291797	0.130888	2.229370	0.0260	@TREND("10/01/2013")	0.063939	0.081229	0.787149	0.431
R-squared	0.004919	Mean depen	dent var	22.67754	R-squared	0.503475	Mean depend	dent var	-0.57045
Adjusted R-squared	0.003141	S.D. depende	ent var	878.9084	Adjusted R-squared	0.502587	S.D. depende	ent var	1247.48
S.E. of regression	877.5271	Akaike info ci	riterion	16.39476	S.E. of regression	879.8180	Akaike info cr	riterion	16.3999
Sum squared resid	8.62E+08	Schwarz crite		16.40819	Sum squared resid	8.65E+08	Schwarz crite		16.4134
Log likelihood	-9194.462	Hannan-Quir		16.39984	Log likelihood	-9189.189	Hannan-Quir		16.4050
F-statistic	2.765993	Durbin-Wats	on stat	2.006852	F-statistic	566.8244	Durbin-Wats	on stat	1.99954
Prob(F-statistic)	0.063344				Prob(F-statistic)	0.000000			

Realizado por: Luisa González

Tabla 17. Raíz unitaria en primer nivel y en primeras diferencia IGBC

Augmented Dickey-Fuller Unit Root Test on CIERRE_IGBC					Augmented Dickey-Fuller Unit Root Test on D(CIERRE_IGBC)					
Null Hypothesis: CIERRE Exogenous: Constant, Lir Lag Length: 1 (Automatic	near Trend)		Null Hypothesis: D(CIERF Exogenous: Constant, Lir Lag Length: 0 (Automatic	ear Trend)		
			t-Statistic	Prob.*				t-Statistic	Prob.*	
Augmented Dickey-Fuller Test critical values:	test statistic 1% level 5% level 10% level		-1.261594 -3.966255 -3.413826 -3.128989	0.8962	Augmented Dickey-Fuller Test critical values:	test statistic 1% level 5% level 10% level		-28.04864 -3.966255 -3.413826 -3.128989	0.0000	
*MacKinnon (1996) one-s	sided p-value	S.			*MacKinnon (1996) one-s	ided p-value	S.			
Augmented Dickey-Fuller Dependent Variable: D(C Method: Least Squares Date: 11/14/18 Time: 01 Sample (adjusted): 10/03 Included observations: 1: Variable	:IERRE_IGB0 1:37 3/2013 10/01/	2018	t-Statistic	Prob	Augmented Dickey-Fuller Dependent Variable: D(I) Method: Least Squares Date: 11/14/18 Time: 01: Sample (adjusted): 10/03 Included observations: 11	ERRE_IGBO :39 /2013 10/01/	2,2)	t-Statistic	Prob.	
		0.002025	-1.261594	0.2074	D(CIERRE IGBC(-1))		0.029462	-28.04864		
CIERRE_IGBC(-1) D(CIERRE_IGBC(-1)) C	-0.002554 0.175011 20.13745	0.029474 25.24177	5.937872 0.797783	0.0000 0.4252	c	-0.826357 -10.74730 0.017142	6.153052	-1.746662	0.0000 0.0810 0.0711	
D(CIERRE_IGBC(-1))	0.175011							-1.746662 1.806600		

Tabla 18. Raíz unitaria en primer nivel y en primeras diferencia IPSA

Null Hypothesis: CIERR Exogenous: Constant, Li Lag Length: 2 (Automatic	inear Trend)		Null Hypothesis: D(CIER Exogenous: Constant, Li Lag Length: 1 (Automatic	near Trend)	
			t-Statistic	Prob.*				t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fulle Test critical values: *MacKinnon (1996) one-	1% level 5% level 10% level		-2.035631 -3.966262 -3.413830 -3.128991	0.5806	Augmented Dickey-Fulle Test critical values: *MacKinnon (1996) one-	1% level 5% level 10% level		-23.44410 -3.966262 -3.413830 -3.128991	0.0000
Method: Least Squares Date: 11/14/18 Time: 0 Sample (adjusted): 10/0 Included observations: 1 Variable	4/2013 10/01/		t-Statistic	Prob.	Method: Least Squares Date: 11/14/18 Time: 02 Sample (adjusted): 10/0 Included observations: 1	4/2013 10/01/		t-Statistic	Prob.
CIERRE_IPSA(-1)	-0.005763 0.193333 -0.085936	0.002831 0.029781 0.029825	-2.035631 6.491799 -2.881364 2.000873	0.0420 0.0000 0.0040	D(CIERRE_IPSA(-1)) D(CIERRE_IPSA(-1),2) C	-0.897379 0.088955 0.089422	0.038277 0.029830 1.990647 0.003070	-23.44410 2.982066 0.044921 0.642181	0.0000 0.0029 0.9642
D(CIERRE_IPSA(-1)) D(CIERRE_IPSA(-2)) C @TREND("10/01/2013")	19.21964	9.605624 0.005915	2.074240	0.0456 0.0383	@TREND("10/01/2013") R-squared	0.001971	Mean depend		0.5209

Realizado por: Luisa González

Tabla 19. Raíz unitaria en primer nivel y en primeras diferencia IGBVL

		OII CIERRE_I	ODVL	riaginionioa bi	oney runer c	mic reduct root.	on b(oicitite_	10012)
near Trend)		Exogenous: Constant, Lir	near Trend		n	
		t-Statistic	Prob.*	Eag Length. o (Automatic	- based on c	io, maxiag=2	'/	
test statistic			0.8735				t-Statistic	Prob.*
1% level 5% level 10% level		-3.413826					-27.77546	0.0000
sided p-value	S.			rest critical values.	5% level 10% level		-3.413826 -3.128989	
::18 3/2013 10/01/	L) 2018							
		A Chatlatia	Deeb		IERRE_IGBV	L,2)		
-0.002091 0.184058 19.61124 0.027664	0.001544 0.029392 21.15196 0.014725	-1.354225 6.262170 0.927159 1.878760	0.1759 0.0000 0.3540 0.0605	Date: 11/14/18 Time: 02:23 Sample (adjusted): 10/03/2013 10/01/2018 Included observations: 1121 after adjustments				
0.037563			3.348591	Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
dR-squared 0.034978 S.D. dependent var gegression 134.9743 Akaike info criterion 12.65 Akaike info criterion 12.65 Akaike info criterion 12.66 Akaike info criterion 12.66 Akaike info criterion 12.65 Akaike	137.3986 12.65161 12.66953 12.65838 1.993615	D(CIERRE_IGBVL(-1)) C @TREND("10/01/2013")	-0.816578 -6.859550 0.017065	0.029399 8.085540 0.012477	-27.77546 -0.848373 1.367737	0.0000 0.3964 0.1717		
0.00000				R-squared Adjusted R-squared S.E. of regression Sum squared resid Log likelihood F-statistic	0.408302 0.407243 135.0246 20382979 -7088.145 385.7382 0.000000	S.D. depende Akaike info co Schwarz crite Hannan-Quir	ent var riterion rion nn criter.	-0.017217 175.3778 12.65146 12.66490 12.65654 1.993272
	E_IGBVL has near Trend based on S rest statistic 1% level 5% level 10% level sided p-value. Test Equation IERRE_IGBV 2:18 3/2013 10/01/121 after adju 0.002091 0.184058 19.61124 0.027664 0.037563 0.0349788 134.9743 20349588 7-087.226	E_JGBVL has a unit root near Trend: based on SIC, maxlag=21 based on SIC, maxlag=21 test statistic 196 level 5% level 10% level sided p-values. Test Equation iterate adjustments 100 level 100	Light Ligh	Internation Internation	Null Hypothesis: D(CIERT Exogenous: Constant, Lir Lag Length: 0 (Automatic Lag Length: 0 (Auto	Null Hypothesis: D(CIERRE_IGBVL) h	Null Hypothesis: D(CIERRE_IGBVL) has a unit root near Trend	Null Hypothesis: D(CIERRE_IGBVL) has a unit root hear Trend

Tabla 20. Correlogramas del Indicé BOVESPA

Correlogram of D(CIERRE_BOVESPA) Correlogram of Residuals Squared Date: 11/14/18 Time: 00:50 Sample: 10/01/2013 10/01/2018 Date: 11/14/18 Time: 01:10 Sample: 10/01/2013 10/01/2018 Included observations: 1122 Included observations: 1123 Prob Prob Autocorrelation Partial Correlation AC PAC Q-Stat Autocorrelation Partial Correlation AC PAC Q-Stat -0.007 -0.038 -0.038 1.7146 0.424 0.114 0.113 16.540 0.000 -0.011 0.021 -0.012 0.019 1.8587 2.3546 0.602 0.671 0.057 0.062 0.049 0.046 20.215 24.497 0.000 0.032 0.032 3.5259 0.619 0.034 0.020 25.835 0.000 4.1395 8.1843 0.043 -0.023 -0.021 0.658 0.058 29.626 0.000 -0.060 -0.057 0.012 29.799 0.000 0.317 0.029 0.107 0.053 0.045 0.115 0.048 0.046 10.766 0.215 32 050 0.000 -0.049 0.070 10 0.030 0.032 13.852 0.180 10 52.591 0.000 0.026 0.017 14.643 14.980 17.385 0.199 0.243 0.080 0.072 0.050 59.839 65.710 0.028 11 12 0.000 0.020 0.000 13 14 15 13 14 0.046 0.046 0.182 0.062 0.031 70.018 0.000 17.387 18.387 0.072 0.049 0.044 0.001 0.004 0.030 0.243 78.775 0.000 0.035 16 17 0.022 0.045 79.317 81.581 -0.006 -0.013 18,423 0.300 -0.006 0.000 -0.044 -0.036 20.616 0.018 18 19 18 -0.017 -0.021 20.937 0.283 0.051 0.023 84.513 0.000 0.031 0.030 22.006 22.009 0.284 0.340 0.021 0.084 -0.008 0.054 85.028 93.116 0.000 19 20 21 22 23 20 21 22 23 24 25 26 27 28 -0.001 0.001 22.010 0.399 0.034 0.006 94 454 0.000 26.263 26.275 0.044 0.018 97.068 0.003 -0.0070.288 -0.018 0.000 0.022 0.011 26.842 26.999 0.312 0.356 0.020 0.038 -0.013 0.019 24 25 26 27 28 97.519 0.000 99.202 0.000 0.040 0.043 28.826 0.319 0.007 -0.020 99.257 0.000 0.010 28.940 29.328 0.041 0.050 0.019 0.011 0.364 101.15 0.000 0.022 104.05 0.000 0.396 29 30 29 30 0.030 0.027 30.392 0.395 0.008 -0.024 104 13 0.000 0.024 0.008 0.004 0.020 0.000 0.000 0.000 0.034 105.49 31 32 33 31 -0.008 -0.011 35.234 0.275 0.040 106.42 108.31 32 -0.035 -0.041 33 -0.024 -0.019 34 -0.015 -0.023 36.641 37.332 0.262 0.277 0.021 0.001 108.80 0.000 34 35 0.030 0.005 109.83 0.000 37.584 0.308 35 -0.062 -0.052 36 -0.038 -0.039 0.010 -0.004 109.95 0.000 36 0.017 -0.003 110.28 0.000 43.701

Realizado por: Luisa González

Tabla 21. Correlograma del Indicé IGBC

Correlogram of D(CIERRE IGBC) Date: 11/14/18 Time: 01:42 Sample: 10/01/2013 10/01/2018 Included observations: 1122 Autocorrelation PAC Q-Stat Partial Correlation 0.177 0.011 0.002 -0.025 -0.007 -0.020 0.177 0.042 0.011 0.021 35.194 37.210 37.348 37.867 0.000 0.000 38.102 38.760 38.772 38.839 39.496 39.550 39.562 40.456 40.942 41.264 46.984 47.100 47.473 47.909 48.688 -0.014 -0.024 0.000 -0.003 -0.008 0.004 0.024 0.007 -0.001 0.028 -0.021 -0.017 0.010 -0.018 0.020 0.026 0.005 -0.007 0.002 -0.002 -0.004 0.029 -0.031 -0.009 0.079 -0.014 -0.023 0.026 0.022 0.000 0.000 0.000 0.000 0.000 0.000 0.000 0.001 0.000 0.000 0.000 0.001 48.688 49.059 50.847 51.551 51.572 56.035 56.035 56.189 59.768 61.316 62.753 63.259 63.259 63.656 0.022 -0.028 -0.033 -0.012 0.008 0.004 0.059 -0.029 -0.008 0.061 -0.018 -0.039 0.001 -0.039 -0.025 -0.004 0.002 -0.062 -0.004 -0.012 0.056 0.001 0.001 0.002 0.001 0.001 0.002 -0.064 -0.018 -0.000 0.000 31 32 -0.037 -0.035 0.001 -0.021 -0.000 0.001 -0.018 0.025 -0.022 0.042 63.656 64.401

Tabla 22. Correlogramas del Indicé IPSA

eate: 11/14/10 Tim sample: 10/01/2013 scluded observation	10/01/2018	of L	(CIERR	E_IPSA)			Date: 11/14/18 Tim Sample: 10/01/2013 Included observation	10/01/2018	sidua	ils Squa	ired		
Autocorrelation	Partial Correlation		ΛC	PAC	Q Stat	Prob	Autocorrelation	Partial Correlation		AC	PAC	Q-Stat	Prot
 	=	1	0.176	0.176	34.847		ь	<u> </u>	1 1	0.111	0.111	13.907	0.00
q·	¶'	2	0.055	0.088	38.202	0.000	i.E	I 16	2		0.066	20.623	0.00
12	1 12	3	0.020	0.006		0.000	i i	l li	3			35 925	0.0
12	1 12	4	0.089		47.667	0.000	.F	l if	4		0.064		0.0
7	1 2	5	0.046	0.011	50.028	0.000	:5	1 %	5			57.524	0.0
91	1 %	6	0.057	0.059	53.733 54.200	0.000	:::	1 37	6			58.008	0.0
1	1 :I:	7			54.200	0.000	ii.	1 31	7			58.028	0.0
	1 II	å			54.373		35	1 %	8				
3	1 %	10			55.110	0.000	.ir.	1 37.	9			62.378	
1.	1 16	11			55.280	0.000	::	1 11:	10		0.017		0.0
af.	1 16		-0.011			0.000	:r.	1 31				63 182	0.0
1.	1 1		-0.023		56.019	0.000	:1:	1 %					
T.	1 %	14				0.000	:"	1 %	12			63.574	
16	1 16	15	0.036		58.278	0.000	18	1 'P'	13			65.909	0.0
- 46	l di	16	-0.022		58.826	0.000	'l'	ј Т	14			65.946	0.0
dı.	di	17	-0.051	-0.033	61.836	0.000	'l'	1 11	15		-0.008	65.946	0.0
di .	l di	18	-0.068	-0.063	67.139	0.000	· P	1 19	16		0.017		
ılı .	1 1	19	-0.001	0.009	67.141	0.000	'P	')	17			68.857	
- 1	1 10	20	-0.006	-0.012	67.180	0.000	· P	' 	18	0.219	0.211	123.80	0.0
d)	•	21	-0.057	-0.048	70.933	0.000	· · · · · · · · · · · · · · · · · · ·	1 10	19	0.023	-0.019	124.41	0.0
dı .	4	22	-0.072	-0.046	76.926	0.000	ı j ı	10	20	0.014	-0.019	124.65	0.0
ıþ	l ip	23			77.645	0.000	ψ	4"	21	0.005	-0.051	124.68	0.0
ф	•	24	0.001	-0.030	77.645	0.000	ı <u>b</u>	•	22	0.058	0.029	128.57	0.0
dı .	¢i	25	-0.064	-0.055	82.347	0.000	ıb	10	23	0.029	-0.011	129.53	0.0
qi .	1 1	26	-0.053	-0.019	85.638	0.000	dı.	(1)	24	-0.037	-0.041	131.09	0.0
· p	1	27			87 132		- 10	de	25	0.008	0.013	131.17	0.0
ili i	1 1	28			90 986	0 000	1	1)	26	0.052	0.035	134.34	0.0
	1 1				91 207		- 10	1 0	27	-0.002	-0.004	134.34	0.0
Ψ.	1 1				91 666	0 000	10	- -	28	0.030	0.026	135.38	0.0
•	1 1				93 204	0 000	ıb	l di	29	0.040	0.043	137.24	0.0
q·	4				97.229	0.000	1 16	1 6				137.43	0.0
•	(1	33	-0.044	-0.026	99.469	0.000	ılı ılı	1 16	31			137.70	0.0
qi-	•	34	-0.083	-0.085	107.54	0.000	16	1 1/4	32		0.045	139.83	0.0
- (1	1 1	35	-0.015	0.013	107.78	0.000	i ii	1 16	33		0.049	142.51	0.0
()	•	36	-0.037	-0.033	109.38	0.000		1 1				142.63	
<u>'</u>	· · ·						T.	1 1	35			143.15	0.0
							1. II.	1 41					
							1 7	1 4'	30	-0.012	-0.000	143.31	0.1

Realizado por: Luisa González

Tabla 23. Correlogramas del Indicé IGBVL

Correlogram of D(CIERRE_IGBVL)				Correlogram of Residuals Squared									
Date: 11/14/18 Tim Sample: 10/01/2013 ncluded observation	10/01/2018						Date: 11/14/18 Tim Sample: 10/01/2013 Included observation	10/01/2018					
Autocorrelation	Partial Correlation		AC	PAC	Q-Stat	Prob	Autocorrelation	Partial Correlation		AC	PAC	Q-Stat	Prob
<u> </u>		1	0.185	0.185	38.665	0.000		1 0	l 1	0.036	0.036	1.5000	0.221
1	1 1	2	0.023	-0.012	39.273	0.000	ıfı	1 16	2	0.051		4.3942	
ф.	1 0	3	0.007	0.005	39.324	0.000	ıfi	1 16	3	0.064	0.061	9.0028	0.029
ıb	1 1	4	0.053	0.053	42.451	0.000	16	1 6	4	0.037			0.032
10		5	0.051	0.032	45.351	0.000	ıfı.	1 1	5	0.065	0.057	15.301	
· la	l de	6	0.056	0.042	48.936	0.000	ıfi	1 15	6	0.061	0.051		0.003
ılı.	1 16	7	0.000	-0.019	48.936	0.000	ili.	1 46	7				0.007
ıh .	1 nh	8	0.053	0.056	52 170	0.000	ib	1 1	ģ	0.126		37.393	0.000
ıſı	1 46	9	0.004	-0.020	52.188	0.000	iF.	1 7	9			37.399	0.000
ılı.	1 1	10	0.005	0.001		0.000	ili	1 1	10		-0.009	37.453	
de	1 4	11	0.010	0.007		0.000	- ii	1 %	11	0.035	0.003		0.000
ılı.	l de	12	0.023		52.917		il.	1 %	12			38.871	0.000
ili.	1 16	13	0.023	0.015	53.534		16	1 %	13	0.036		40.366	0.000
il.	1 16	14		0.021		0.000	1,5	1 3	14	0.050		44.677	0.000
il.	1 %				54.768	0.000	1,5	1 3	15	0.002		45 408	0.000
7.	1 1		-0.050		57.664	0.000	:"	1 11					
11	1 %	17		0.035	57.724			1 T	16			47.188	0.000
11.	1 2				57.783		:11:	1 11			-0.010	47.188	0.000
T.	1 11					0.000	:11:	1 11				47.234	
T.	1 %		-0.021		58.269		'l'	1 4"	19			47.272	0.000
Ж.	1 2	20			59.419		'll'	1 "!	20			47.273	0.001
11:	1 3:	21		-0.010	59.424		' '	1 4	21			47.296	0.001
31.	1 31		-0.009		59.512	0.000	'll'	1 4"	22		-0.019	47.332	0.001
11	1 1	23		0.004			' '	1 1	23	0.007	0.007		0.002
T.	1 T		-0.019		59.932		· · · · · · · · · · · · · · · · · · ·	1 11	24	0.011		47.518	0.003
'Y	1 "E	25	0.037	0.041		0.000	קי	'P	25	0.080	0.085	54.966	0.000
'P	1 19	26	0.077		68.347		中	1 1	26	0.002	0.000	54.969	0.001
'P	'P	27	0.056		72.012		中	1 10	27			55.030	0.001
Ψ'	¶'		-0.010		72.136	0.000	· Pr	1 1	28	0.023		55 638	0.001
111	1 1	29	0.002	0.011	72.140	0.000	中	1 1	29		-0.003		0.002
ılı (1 1	31	-0.013	-0.018	73.059	0.000	中	1 1	30	-0.006	-0.016	55.716	0.003
ılı .	1 1	32	-0.021	-0.023	73.574	0.000	- (-	(1	31	-0.016	-0.027	56.005	0.004
ı j ı	I oh	33			74.584		•	1 1	32	0.016	0.020	56.306	0.005
16	1 16	34	0.080		82.046		1	1 1	33	0.018	0.003	56.699	0.006
16	1 4	35			85.353		•	1 (34	-0.012	-0.011	56.863	0.008
ı[i	1 6				85.417		ı)ı	1	35	0.038	0.047	58.554	0.008
11"	1 T	100	0.007	0.000	00.417	0.000	ıb	1 1	36	0.029	0.025	59.552	0.008

Tabla 24. Test de heterocedasticidad BOVESPA

Heteroskedasticity Test: ARCH

F-statistic	8.127098	Prob. F(2,1118)	0.0003
Obs*R-squared	16.06426	Prob. Chi-Square(2)	0.0003

Test Equation:

Dependent Variable: RESID^2 Method: Least Squares Date: 11/14/18 Time: 01:13

Sample (adjusted): 10/03/2013 10/01/2018 Included observations: 1121 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C RESID^2(-1) RESID^2(-2)	0.000195 0.035870 0.112780	1.61E-05 0.029719 0.029718	12.06963 1.206972 3.794951	0.0000 0.2277 0.0002
R-squared Adjusted R-squared S.E. of regression Sum squared resid Log likelihood F-statistic Prob(F-statistic)	0.014330 0.012567 0.000439 0.000215 7078.425 8.127098 0.000313	Mean dependent var S.D. dependent var Akaike info criterion Schwarz criterion Hannan-Quinn criter. Durbin-Watson stat		0.000229 0.000441 -12.62342 -12.60998 -12.61834 2.010922

Realizado por: Luisa González

Tabla 25. Test de heterocedasticidad IGBC

Heteroskedasticity Test: ARCH

F-statistic Obs*R-squared		Prob. F(1,1120) Prob. Chi-Square(1)	0.0000
Obs K-squareu	23.20303	F10b. CIII-Square(1)	0.0000

Test Equation:

Dependent Variable: RESID^2 Method: Least Squares Date: 11/14/18 Time: 01:48

Sample (adjusted): 10/02/2013 10/01/2018 Included observations: 1122 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C RESID^2(-1)	7.61E-05 0.144062	6.96E-06 0.029569	10.93350 4.872060	0.0000 0.0000
R-squared Adjusted R-squared S.E. of regression Sum squared resid Log likelihood F-statistic Prob(F-statistic)	0.020754 0.019880 0.000216 5.22E-05 7879.814 23.73697 0.000001	Mean depend S.D. depende Akaike info cri Schwarz criter Hannan-Quin Durbin-Watso	nt var terion tion n criter.	8.89E-05 0.000218 -14.04245 -14.03350 -14.03907 2.018991

Tabla 26. Test de heterocedasticidad IPSA

Heteroskedasticity Test: ARCH							
F-statistic		Prob. F(1,1120)	0.0002				
Obs*R-squared		Prob. Chi-Square(1)	0.0002				

Test Equation:

Dependent Variable: RESID^2 Method: Least Squares Date: 11/14/18 Time: 02:12

Sample (adjusted): 10/02/2013 10/01/2018 Included observations: 1122 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C RESID^2(-1)	5.06E-05 0.111149	4.86E-06 10.41741 0.029696 3.742865		0.0000 0.0002
R-squared Adjusted R-squared S.E. of regression Sum squared resid Log likelihood F-statistic Prob(F-statistic)	0.012354 0.011472 0.000153 2.61E-05 8268.485 14.00904 0.000191	Mean dependent var S.D. dependent var Akaike info criterion Schwarz criterion Hannan-Quinn criter. Durbin-Watson stat		5.70E-05 0.000154 -14.73527 -14.72631 -14.73188 2.014478

Realizado por: Luisa González

Tabla 27. Test de heterocedasticidad IGBVL

Heteroskedasticity Test	: ARCH			
F-statistic Obs*R-squared	3.870281 30.36416	Prob. F(8,110 Prob. Chi-Squ	0.0002 0.0002	
Test Equation: Dependent Variable: RE Method: Least Squares Date: 11/14/18 Time: 0 Sample (adjusted): 10/- Included observations:)2:35 15/2013 10/01/			
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C RESID^2(-1) RESID^2(-2) RESID^2(-3) RESID^2(-4) RESID^2(-5) RESID^2(-6) RESID^2(-7) RESID^2(-7)	5.70E-05 0.027177 0.035593 0.047858 0.024375 0.050001 0.046717 -0.016491 0.114639	9.79E-06 0.029871 0.029878 0.029864 0.029861 0.029861 0.029865 0.029879	5.820150 0.909818 1.191288 1.602543 0.816278 1.674454 1.564271 -0.551937 3.837683	0.0000 0.3631 0.2338 0.1093 0.4145 0.0943 0.1180 0.5811 0.0001
R-squared Adjusted R-squared S.E. of regression Sum squared resid Log likelihood F-statistic Prob(F-statistic)	0.027232 0.020196 0.000254 7.11E-05 7654.568 3.870281 0.000164	Mean dependent var S.D. dependent var Akaike info criterion Schwarz criterion Hannan-Quinn criter. Durbin-Watson stat		8.51E-05 0.000256 -13.71402 -13.67353 -13.69872 1.996438

XII. REFERENCIAS

Arce, R. d. (1998). INTRODUCCIÓN A LOS MODELOS AUTORREGRESIVOS CON.

Banco de la Republica de Colombia. (2013). Mercado Bursati.

Bolsa de Valores de Lima. (2013). *METODOLOGIA PARA EL CALCULO Y SELECCION DE CARTERA DE LOS INDICES GENERALES, SELECTIVO, SECTORIAL Y SUBSECTORIAL*.

Broseta, A. (2018). ¿Que es el IPSA? RANKIA.

CELSA. (2018). Expertos bajan la proyección de crecimiento de la economia de chile para el 2019. *CELSA*.

DANE. (2018). Indicadores económicos.

Economipedia. (2015). IGBVL. Economipedia.

Elcomercio. (2018). Economía peruana crece en junio a su nivel más bajo. ¿Podrá crecer 4% a fin de año? *Elcomercio*.

Finanzas. (2014). Análisis técnico: Los cinco indicadores más populares entre los 'traders' de éxito. *Finanzas*.

Gonzalez, A. (2018). Fuerte alza de la inversión en segundo trimestre confirma el mejor crecimiento semestral de la economía desde 2012.

ICESI. (2010). Indice General de la Bolsa de Colombia (IGBC).

Lazaro, M. I. (2018). IBOVESPA. EXPANSION.

Manjarrez, D. (2018). La economía brasileña creció el 0,2 % en el segundo trimestre del año y la industria se contrajo un 0,6 %. *INFOBAE*.

Monsegny, M. C. (2001). MODELOS ARCH, GARCH Y EGARCH:.

news, B. (AGOSTO de 22 de 2018). Economia, peruana del segundo trimestre, mayor crecimiento desde el 2013. *EL ESPECTADOR*.

NOVALES, A. (1993). Guía para la estimación de modelos ARCH.

Perez, R. L. (2018). 'PIB del segundo trimestre es una sorpresa positiva para el país'. *Portafolio*.