

VOLATILIDAD DE LOS MERCADOS FINANCIEROS GLOBALES: IMPACTO EN LA RENTABILIDAD DE LA BOLSA DE VALORES DE LIMA – PERU

**Pedro Pablo Chambi Condori, UNMSM
Luis Wong Vadiviezo, PUCP**

RESUMEN

Lo que ocurre en los mercados financieros internacionales en términos de volatilidad, tienen impacto en los resultados de los mercados financieros bursátiles locales, como consecuencia del contagio y transmisión de volatilidad de mercados bursátiles más grandes hacia mercados más pequeños como la peruana, aseveración que va en concordancia con los resultados obtenidos en el estudio en referencia. Los estadísticos de evaluación de modelos econométricos, sugieren que se puede utilizar el modelo obtenido para realizar pronósticos de volatilidades esperadas a muy corto plazo, estimaciones muy importantes para agentes involucrados, pues estos modelos pueden contribuir en alinear adecuadamente la actitud a adoptar en ciertas circunstancias de alta volatilidad, por ejemplo en la entrada, salida, refugio o permanencia en los mercados y así mismo en la selección de mejores recaudos y en la estructuración de las carteras de inversión con instrumentos de renta variable y adicionalmente se puede visualizar a través de la correlación en qué mercados se puede o no actuar y consecuentemente obtener los mejores resultados de rentabilidad en los mercados de renta variable. El presente trabajo comprende cuatro secciones bien definidas; una breve historia de la volatilidad financiera de los últimos 15 años, un apretado resumen de los antecedentes y un denso resumen de la metodología utilizada en el proceso del estudio, la exposición de los resultados obtenidos y la declaración de las principales conclusiones a que nos condujo la investigación en mención, lo que permite escribir, que la volatilidad de los mercados bursátiles más grandes tienen incidencia en los mercados bursátiles más pequeños como la peruana.

Palabras clave: volatilidad, rentabilidad, contagio, impacto.

ABSTRACT

What happens in the international financial markets in terms of volatility, have an impact on the results of the local stock market financial markets, as a result of the contagion and transmission of volatility of larger stock markets to Smaller markets such as the Peruvian, an assertion that goes in accordance with the results obtained in the study in reference. The evaluation statisticians of econometric models suggest that it is possible to use the model obtained to carry out forecasts of expected volatilities in very short term, very important estimates for agents involved, as these models can To contribute to adequately align the attitude to adopt in certain circumstances of high volatility, for example in the entry, exit, shelter or permanence in the markets and in the selection of better precautions and in the structuring of the portfolios of Investment with equity instruments and additionally can be viewed through the correlation in which markets can or may not act and consequently obtain the best profitability results in the equities markets. This work comprises four well-defined sections; A brief history of the financial volatility of the last 15 years, a tight summary of the background and a dense summary of the methodology used in the study process, the exposure of the results obtained and the declaration of the main Conclusions that led the investigation into mention, which allows us to write, that the volatility of the largest stock markets have an impact on the smaller stock markets like the Peruvian.

Key words: volatility, profitability, contagion, impact

I. Introducción

Existen en la literatura, estudios de estimación de contagio de la volatilidad de los mercados financieros globales hacia los mercados financieros locales, entre ellos, Valls(2014), Bejarano(2014), utilizando los modelos de serie de tiempo autoregresivos, de heterocedasticidad condicionada y dinámica.

El presente trabajo, a diferencia de lo descrito en el párrafo anterior, en primer lugar caracteriza el tipo de volatilidad que presenta la serie histórica de cotización de la Bolsa de Valores de Lima en el periodo histórico (2000-2016) utilizando para ese propósito los datos al cierre del Índice General de la Bolsa de Valores de Lima. En segundo término, describe las características de la volatilidad de la rentabilidad de la Bolsa de Valores de Lima y por último determina el contagio de volatilidad de los mercados financieros globales hacia el mercado peruano, estimando su impacto en la volatilidad de la rentabilidad de la Bolsa de Valores de Lima,

Desde los años 2002 hacia adelante los mercados financieros globales, tal cual se puede apreciar en la figura No.02, ya presentaban movimientos de alta volatilidad, hasta que desde el año 2007 hasta 2015 ocurrieron periodos de alta volatilidad, comportamiento de los mercados globales que han contagiado su volatilidad hacia los mercados locales, consecuentemente impactando en la volatilidad de la rentabilidad.

El contexto económico en el que se enmarca el presente estudio, es el que se describe en líneas siguientes: Para el año 2007, los mercados internacionales llevaban ya varios años en un auge sostenido, con inversionistas, empresarios, gobiernos y consumidores norteamericanos beneficiándose de un crecimiento de riqueza que parecía no tener fin, con empresas cada vez más grandes, ricas y poderosas, esta fiesta de prosperidad llegó a su fin a mediados del 2007, cuando algunos bancos y financieras en Estados Unidos e Inglaterra comenzaron a experimentar serios problemas de liquidez. En el Perú, la Bolsa de Valores de Lima, mostraba un crecimiento sostenido y exponencial que tiene lugar en el periodo 2000 hasta el año 2007, tal cual se puede apreciar en la figura No 01.

Es decir, cuando reconocieron que no contaban con suficientes fondos para enfrentar a sus obligaciones. Al principio, los mercados asumieron que los problemas de estas entidades eran casos aislados, algunos bancos habían hecho malas inversiones y estaban en problemas, pero los mercados se mantenían estables y solventes y la vida continuaría tal cual, tan pronto se sintieron en todo el planeta los efectos de la crisis, uno tras otro, más bancos y financieras comenzaron a revelar graves pérdidas, sus activos y valores empezaron a derrumbarse y el pánico comenzó a extenderse, no sólo entre las economías del primer mundo, sino también hacia los países en vías de desarrollo, incluyendo al Perú.

Basta recordar que en 2008 el sistema financiero internacional implosionó y cayó en una profunda crisis. En marzo 2008, Bearn Stearns pierde casi el

90% de su valor. En julio del 2008, quiebra Indi Mac la mayor compañía hipotecaria de los Estados Unidos. Setiembre 2008, Fannie Mae y Freddie Mac, dos enormes hipotecarias son nacionalizadas por el Gobierno de los Estados Unidos. La génesis del problema está en Estados Unidos, país que durante años ha disfrutado - en su condición de superpotencia política y financiera - de enormes ventajas para acceder a crédito público y privado para financiar las operaciones de su gobierno y el consumo de sus ciudadanos. Esta volatilidad financiera presentada en el Mercado de Estados Unidos rápidamente había repercutido en los mercados de Europa, Asia, Oceanía y América Latina, con significativas pérdidas para los valores que se transan en dichos mercados. Esta realidad había permitido observar de la interdependencia de los mercados, y que las ocurrencias de las malas noticias o de las buenas noticias de los mercados financieros fuertes como el de Estados Unidos repercuten en los otros mercados, como es el caso del mercado de valores del Perú. El riesgo de mercado manifiesta en el mercado norteamericano ha concitado singular interés en el mundo académico para el estudio de los riesgos, identificarlos, cuantificarlos y diseñar estrategias para su mitigación.

Si se habla de riesgo en los mercados mundiales es necesario considerar que el surgimiento de este factor económico, se debe particularmente a la globalización de los mercados y a la apertura de las operaciones de capitales a comienzos del siglo pasado por parte de los países emergentes y desarrollados que han tenido cambios inesperados por las diversas prácticas de políticas económicas y sociales que se han introducido en el ámbito de las finanzas y particularmente en el cambio de estrategias de negociaciones en las unidades económicas a nivel internacional.

Debido a los movimientos incontrolables que se presentan en las economías, es necesario fomentar la búsqueda de métodos de medición, cálculo y control de todos los factores que diariamente afectan el desenvolvimiento de los mercados financieros, afectados primordialmente por una gran volatilidad en cuanto al precio y el volumen de las transacciones que continuamente se ven perturbadas por los movimientos bruscos de la oferta y demanda de los instrumentos que operan los agentes económicos que intervienen en estas operaciones, quienes son los que deciden a través de sus operaciones, que esta variabilidad sea más difícil de definirse y calcularse.

El comportamiento de los mercados bursátiles y su evolución ha despertado mucho interés en estos últimos tiempos entre los agentes económicos, sobre todo, temas relacionados a los riesgos. Y por otro lado, los mercados bursátiles, constituyen, por un lado, una ventana de oportunidades de inversiones y por otro lado un medio de financiamiento de la actividad productiva de las empresas. El mercado de valores es un espacio en donde tienen contacto los agentes superavitarios y los agentes deficitarios. Además de servir como medio para asignar los acervos de capital de una economía, el mercado de valores juega un papel muy importante al orientar las decisiones de los inversionistas y de las empresas, lo que puede contribuir a que se alcance una asignación de recursos que resulte económicamente óptima.

En resumen, el papel del mercado de valores como diseminador de información puede ayudar a que se alcance un nivel de coordinación adecuado entre los diversos sectores de la economía.

Para que el mercado de valores cumpla su rol satisfactoriamente es necesario que se pueda conocer y hasta anticipar esta información. Al respecto, los cambios en los precios son aleatorios y no son predecibles en la medida en que incorporan las expectativas e información de todos los participantes del mercado. Esta variación en el rendimiento del activo se lo conoce como volatilidad.

En nuestros días el término volatilidad ha adquirido una gran importancia para cualquier persona relacionada a los mercados financieros aunque solo sea como observador.

Las décadas de los años ochenta, noventa, y hasta los años 2007 han ocurrido numerosos períodos de inestabilidad y crisis financieras, que se han visto reflejadas en el incremento de la volatilidad en las cotizaciones de los principales activos financieros. Estos pusieron de manifiesto la intensidad de los riesgos del mercado, y la debilidad de los sistemas de medición y control de estos riesgos.

Uno de los fenómenos más importantes que revelan estos episodios de inestabilidad financiera es la interrelación que se produce entre los riesgos de crédito, mercado y liquidez en situaciones críticas.

La modelización y medición de los riesgos es una tarea complicada. El riesgo es un concepto escurridizo, que se resiste a ser encerrado en modelos formales. La dificultad existe tanto detrás de los movimientos de los precios de los activos financieros, como de la solvencia de los agentes económicos (empresas o individuos). El riesgo financiero está relacionado, con factores de índole económica, factores políticos y factores sociales.

Actualmente, a la volatilidad se le ha tornado cada vez más importancia por la valoración de instrumentos financieros y otros derivados, por la importancia que ha generado la diversificación financiera internacional y necesaria para la mejor valoración de opciones y futuros y para el desarrollo de estrategias dinámicas de coberturas.

El análisis de los riesgos se convierte así en la identificación y estimación de las distribuciones de probabilidad que se supone siguen los precios en el caso de los riesgos de mercado, y de otras variables en el caso de los riesgos de crédito y liquidez.

En los mercados globalizados, ocurren shock negativos o positivos que provocan aumento de un mayor o menor volatilidad, según el caso, dado el comportamiento asimétrico de la volatilidad. Los estudios realizados, como los de Engle(1982 y (2003), indican que la volatilidad puede ser capturada en modelos de varianza condicionada como los modelos de la familia

ARCH, con los que es posible predecir la varianza futura de un activo riesgoso.

El objetivo principal de este estudio, es sin duda, mejorar los procesos de identificación y estimación de la volatilidad de los Mercados Internacionales, medición de la volatilidad conjunta y medir cómo se afectan entre sí los rendimientos de estos mercados y adicionalmente, modelar el impacto de las noticias en la Bolsa de Valores del Perú, y la actitud de los agentes que toman parte activa en el mercado.

Por otro lado, Enders(2015) en la página 155 de su libro "Applied Econometric Time Series", aborda sobre el modelo TARARCH, citando como al modelo que mejor acoge el impacto de las noticias que tienen ocurrencia en los mercados financieros sobre el comportamiento de los mercados bursátiles locales.

El mercado de capitales oferta oportunidades de inversión para los superavitarios y oportunidades de financiación para los deficitarios. Para estos agentes es muy importante el comportamiento del mercado de valores; a los inversionistas les interesa conocer la volatilidad que se va presentar a futuro, para sus fines de estructuración de cartera de inversiones y además para sus objetivos de maximizar la rentabilidad en sus inversiones. Y por otro lado, para los que buscan financiación a través del mercado de valores, les interesa conocer el comportamiento de este mercado, para fines de tener presente para la evaluación de los costos de financiamiento.

El estudio de la volatilidad histórica del mercado bursátil peruano y su relación con otros mercados, es de vital importancia para la gestión de riesgos en la estructuración de las carteras de inversión por parte de los inversionistas. Así mismo, el conocimiento de la volatilidad histórica permite a los inversionistas tomar decisiones de entrada, permanencia o salida, y por otro lado, la toma de recaudos y aseguramientos que las carteras requieran en el proceso de gestión de riesgos financieros.

La volatilidad que presentan los mercados de valores globales tiene impacto en el comportamiento de los ofertantes y demandantes de activos financieros en el mercado de acciones. Así como el impacto de las noticias en la rentabilidad de los mercados bursátiles y la relación dinámica que manifiestan. La volatilidad en los mercados financieros se ha venido midiendo con el valor de la varianza del precio de los activos. Esta variable, la varianza, se convierte en explicativa de la evolución del propio precio en cuanto a información disponible en t de $t-1$. En cada momento del tiempo, la volatilidad conocida hasta el momento inmediatamente anterior se convierte en un importante mecanismo para conocer la marcha del activo por cuanto es un "hecho estilizado" suficientemente contrastado que los mercados financieros sufren de "contagio": a períodos muy volátiles les siguen períodos de igual característica y, una vez se "tranquilizan", la tendencia se mantiene en las observaciones ulteriores.

Por supuesto, medir la importancia de la volatilidad de forma aislada parece que va contra la propia naturaleza de cualquier variable económica, que casi

nunca es fruto de una sola causa, sino de varias. En este contexto, el modelo de Glosten y otros (1993) parece indicado para explicar bien la volatilidad que luego será explicativa de la evolución del activo. Por otro lado, las aportaciones de Ding (1993) con su modelo ARCH parecen encajar bien con el comportamiento de los índices bursátiles.

La medición de la volatilidad de un mercado financiero a través de las variaciones de los precios, ha sido posible con los modelos ARCH y GARCH, y por otro lado, el modelamiento del impacto de las noticias en los mercados financieros, en algunas veces se ha realizado con el modelo TARARCH(Reider, 2009) y Enders(2015), sugiere realizarlo con el modelo EGARCH por el tratamiento y el nivel de explicación esperada de las asimetrías.

Por las razones expuestas en líneas arriba, se justifica la caracterización de la serie estadística del comportamiento del mercado bursátil peruano en el periodo 2000 a 2016, y la relación dinámica que muestra con los otros mercados bursátiles, e igualmente importante, la caracterización del impacto de las noticias que se desarrollan en mercados externos.

La utilidad de obtener los modelos a partir del tratamiento econométrico de la serie de tiempo, podrían responder a las necesidades de obtener proyecciones de volatilidad a futuro, proyecciones que serán de mucha utilidad para los agentes interesados.

Valls(2014), Volatility in financial Markets: The impact of the global financial crisis. Tesis doctoral desarrollada en España, que aborda el estudio de la volatilidad de los mercados globales utilizando los modelos de la familia ARCH(1) y GARCH(1,1), realiza estimaciones de contagio de la volatilidad de mercados globales como el de Estados Unidos hacia los Mercados más pequeños como los de Latinoamérica.

Serna(2001), Estudio de la volatilidad de la Bolsa de Valores IBEX 35 de Madrid España 1991 – 2000, tesis doctoral, desarrollada por Gregorio Serna Calvo, en la Escuela de Postgrado de la Universidad Carlos III de Madrid – España. Estudio de los determinantes de la volatilidad de la rentabilidad de la Bolsa bajo el modelo de Black Scholes.

Rodriguez(2004), Tesis doctoral titulada “Influencia del Impacto de las Noticias no esperadas sobre la volatilidad de los valores tecnológicos en España”, desarrollada en la Escuela de Postgrado de la Universidad de Vigo de España. El principal objetivo del trabajo en mención se centra en la medición del efecto de la nueva información derivada de la ocurrencia de sucesos inesperados en indicadores macroeconómicos o datos internos de las propias empresas sobre la volatilidad a través de las curvas de impacto de noticias. También se verifica la influencia de la prima de riesgo sobre la rentabilidad efectiva de las acciones, en función de los postulados de la teoría tradicional de carteras, para las empresas ligadas a la Nueva Economía. En este trabajo se parte de la modelización de la varianza condicional para las empresas del Nuevo Mercado a través de los modelos GARCH que son utilizados para contrastar la existencia de una relación dinámica en la volatilidad, capturando efectos asimétricos de las innovaciones sobre ella.

Blanco(2000), Estudio desarrollado en Banco de España por el Doctor Roberto Blanco, bajo el título “Efectos sobre la volatilidad del mercado bursátil de Introducción de los Contratos de Futuros y Opciones sobre IBEX 35”. El estudio versa en la evaluación de la volatilidad bajo el modelo GARCH.

Cargo(2007), Tesis Doctoral desarrollado por “Esaú Cargo Gavè” en México, bajo el título “ Ajuste de la calificación del Riesgo de Mercado de las empresas más activas que cotizan en la Bolsa Mexicana de Valores, con la implementación de una Red Neuronal Artificial Clasificadora”. Este trabajo se enfoca en las acciones más activas, es decir, las que se compran y venden en mayor cuantía cada trimestre por los agentes económicos en México, cuya sensibilidad al riesgo de mercado mexicano está representada por la beta del Índice de Precios y Cotizaciones (IPyC), calculada sobre métodos estadísticos como el análisis de regresión y técnicas tradicionales tales como el análisis fundamental y el análisis técnico.

Venegas(2000). Estudio de Volatilidad de los mercados bursátiles de América Latina: efectos de largo plazo, desarrollado por el Dr. Francisco Venegas Martínez y Alejandro Islas Camargo. Evalúan el comportamiento temporal de la volatilidad de los mercados de valores en los países de América Latina. La evidencia empírica señala que si bien ciertas variables financieras como los rendimientos bursátiles carecen de correlación serial a lo largo del tiempo, no ocurre así con sus cuadrados. Por tanto, para examinar lo apropiado de un componente de memoria larga en el modelo SV, se utiliza un sustituto de la volatilidad: el logaritmo de los cuadrados de los rendimientos. Como se señaló, el trabajo en mención investiga la memoria de largo plazo y la persistencia en la volatilidad de los mercados de valores de seis países de América Latina y en Estados Unidos. Los datos, obtenidos de la Corporación Financiera Internacional (CFI), por medio de Bloomberg, corresponden a los índices de precios accionarios de los seis mayores y más desregulados mercados bursátiles de la región: Argentina, Brasil, Chile, Colombia, México y Venezuela, así como Estados Unidos. La investigación cubre el periodo de diciembre de 1988 a noviembre de 1998 con una muestra de 515 rendimientos semanales de los índices en cuestión. Se prefiere el uso de datos de mayor frecuencia —semanales o diarios— dada la rápida transmisión de información entre los mercados.

Engle. Robert(Julio, 1982), Autoregressive Condicional Heteroscedasticity with Estimates of the variance of United Kingdom Inflation, publicado en el Journal of econometrics, volumen 50, número 4. En este trabajo introduce el modelamiento ARCH y GARCH para la evaluación del comportamiento de la inflación en el tiempo.

Chou, Ray(1992), Arch Modeling in Finance, publicado en el Journal of Econometrics, volumen 52, número 1-2. En este trabajo se modela GARCH para temas de volatilidad en el Mercado de opciones.

Análisis de GARCH multivariado introducido por Jorge Ludlov y Beatriz Mota en la Universidad Autónoma Metropolitana de México(2006), para el estudio de la volatilidad conjunta de los mercados de valores de NASDAQ y S&P500.

Enders(2015), en su texto *Applied Econometric Times Series*. Aborda sobre el uso de los modelos asimétricos TARCH y EGARCH para el modelamiento del impacto de las noticias en la volatilidad esperada de los mercados, a la que llama Leverage effect. Afirma, que las malas noticias aparentemente tienen mayor efecto en la volatilidad bursátil que las buenas noticias, y por otro lado hace notar que existe una fuerte correlación negativa entre la rentabilidad y la volatilidad esperada (p. 155-156).

Villarino(2016), “la actividad financiera tiene en la gestión de los riesgos uno de sus campos principales de actividad. Existen muy diversos tipos de riesgos y su adecuada identificación es uno de los objetivos de la teoría financiera (...) en sentido más técnico, el riesgo se define mediante la función de densidad de probabilidad de los resultados posibles según el tipo de riesgo analizado (...) Los riesgos financieros están relacionados con las posibles pérdidas en diferentes mercados financieros.(p.4).

Chambi,P.(2017), el estudio de la volatilidad de la Bolsa de Valores de Lima, la caracterización como serie de tiempo autoregresivo y de heterocedasticidad condicionada utilizando el modelo Garch.

Volatilidad

Villarino(2016), en matemática financiera la volatilidad es una medida de la frecuencia e intensidad de los cambios del precio de un activo de un tipo definida como la desviación estándar de dicho cambio en un horizonte temporal específico. Se usa con frecuencia para cuantificar el riesgo del instrumento. La volatilidad anualizada σ es proporcional a la desviación estándar σ_{SD} de los retornos del instrumento dividida por la raíz cuadrada del período temporal de los retornos:

La hipótesis que delinea el presente trabajo está estrictamente relacionado a la identificación de la influencia de la volatilidad en el comportamiento de la bolsa peruana y en la volatilidad de su rentabilidad, cuyo enunciado se expresa en la forma siguiente:

Los mercados financieros globales contagian su volatilidad hacia el mercado local peruano y consecuentemente impactan en la volatilidad de su rentabilidad.

II. Método

El marco analítico del presente estudio es el que se describe a continuación:

Un primer componente conformado por los conceptos relacionados a la medición de la estadística descriptiva concerniente al concepto de riesgo.

Un primer concepto en uso, es la rentabilidad de la Bolsa de valores de Lima, cuya descripción del modelo se presente en líneas siguientes.

Modelo de Rentabilidad

Las variaciones en el precio de cierre del índice son la causa de rentabilidad que este genera. A partir de los precios diarios (cierre de los índices) se calcula la rentabilidad diaria como una variable aleatoria a la volatilidad de las rentabilidades.

El problema que se plantea ahora es identificar el modelo estadístico que mejor representa el comportamiento de los precios y de la rentabilidad.

Si definimos la Rentabilidad Precio como el cociente de la diferencia de precios entre el período t y el período $t-1$, y el precio en el período $t-1$ y se tiene el modelo:

$$Y_t = (P_t - P_{t-1})/P_{t-1}$$

Se utiliza la rentabilidad logarítmica, que para valores pequeños de la Rentabilidad Precio resulta ser una buena aproximación de la rentabilidad real, y permite la suma de las rentabilidades.

$$Y_t = \ln(P_t/P_{t-1})$$

Se asume el supuesto que el logaritmo del precio verifica la ecuación:

$$\ln P_t = r_0 + \ln P_{t-1} + at$$

Donde r_0 es una constante y at es una variable aleatoria normal con media cero y varianza σ^2 , ε es el ruido blanco, y que se distribuye idéntica e independientemente a lo largo del tiempo.

Entonces podemos escribir la Rentabilidad logarítmica como:

$$Y_t = r_0 + at + \varepsilon$$

Concepto de riesgos financieros:

$$\sigma = \frac{\sigma_{SD}}{\sqrt{P}}$$

Donde P es el período en años de los retornos. La volatilidad generalizada σ_T para el horizonte temporal T se expresa como:

$$\sigma_t = \sigma\sqrt{T}$$

Si aplicamos la hipótesis de que las variables aleatorias son independientes, podemos suponer que la rentabilidad de hoy no influye en la rentabilidad de mañana (Perez, 2010, p.405).

Estacionariedad

Montenegro(2010), “un proceso estocástico X_t es estrictamente estacionario si sus propiedades estadísticas o probabilidades no cambian con el tiempo: esto es, si su función de distribución acumulativa es independiente del tiempo”.(p.23). Una forma de realizar el test de estacionariedad de una serie de tiempo es el test de Dickey-Fuller.

Contraste de Dickey-Fuller Aumentado (ADF Test).

Para realizar la prueba de Dickey-Fuller aumentada (ADF) a una serie de tiempo X_t se corre por mínimos cuadrados ordinarios MCO, cuyo modelo es el siguiente:

$$\Delta X_t = c + \varphi X_{t-1} + \sum \gamma_i \Delta X_{t-1} + \varepsilon_t,$$

En donde el número de rezagos de ΔX_t puede escogerse corriendo el modelo expresado en líneas arriba, ε_t es el ruido blanco, Montenegro(2010).

Heterocedasticidad

Peña(2010), la heterocedasticidad es la existencia de una varianza no constante en las perturbaciones aleatorias de un modelo econométrico.

El modelo básico de regresión lineal exige que la varianza condicional de las perturbaciones aleatorias a los valores de los regresores X sea constante:

$$Var(u_i / X_i) = \sigma^2$$

Aunque, generalmente la hipótesis se formula sin mencionar el carácter condicional de la varianza, simplemente como:

$$Var(u_i) = \sigma^2$$

Para comprender de forma intuitiva esta restricción podemos razonar del siguiente modo. Iguales varianzas de “u” para los distintos valores de “x” implica necesariamente igual dispersión (varianzas) de “y” para distintos valores de “x” lo que implica necesariamente que la recta de regresión va a representar con igual precisión la relación entre “x” e “y” independientemente de los valores de “x”. Esto es muy importante porque debe recordarse que el análisis de regresión es un análisis de regresión condicional de “y” sobre “x” lo cual implica, por lógica, que si se desea obtener un parámetro de relación estable y útil entre ambas variables, los valores muestrales de “y” deben mostrarse igualmente dispersos ante variaciones de “x”. Dicho de otro modo, y en términos del error, aunque el error será mayor para mayores valores de “x” (no se fuerza que el error tenga un tamaño igual para el recorrido de “x”) la dispersión del error alrededor de la recta de regresión será la misma. Esto permite considerar igualmente válidos todos los datos muestrales de los regresores “x” para determinar la relación condicional de “y” a los valores de “x” sin tener que ponderar más o menos unos valores u otros de “x” en función de la menor o mayor dispersión de “y” en los distintos casos(p.435)..

Kurtosis

Lara(2004), la kurtosis es el indicador que mide el nivel de levantamiento de la curva respecto a la horizontal. La kurtosis de una distribución normal perfecta es igual a 3. Su ecuación está expresada así:

$$Kurtosis = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - u)^4}{(n - 1)\sigma^4}$$

Para saber si una distribución de frecuencias se comporta de acuerdo con una distribución normal.(p.33).

Covarianza

Lara(2004), Es una medida de relación lineal entre dos variables aleatorias describiendo el movimiento conjunto entre éstas.

Correlación

Lara(2004), debido a la dificultad para interpretar la magnitud de la covarianza suele utilizarse la correlación para medir el grado de movimiento conjunto entre dos variables o la relación lineal entre ambas. La correlación se encuentra entre -1 y +1 y se determina de acuerdo a la siguiente ecuación.

$$Corre(X, Y) = \frac{Cov(X, Y)}{\sigma_i * \sigma_j}$$

Corre(X,Y): es la correlación entre los X y Y.

Cov(X,Y). es la covarianza entre X y Y.

σ_i : es la volatilidad del activo i.

σ_j : es la volatilidad del activo j. (p.35).

A continuación, pasamos a desarrollar los conceptos que guían la calificación de la serie de tiempo, sus características de autoregresivo, y la de heterocedasticidad condicionada.

El Modelo autoregresivo de la serie de tiempo Ar(1):

$$X_t = c + \alpha X_{t-1} + \varepsilon_t$$

X_t : resultado de hoy

X_{t-1} : resultado de ayer

α : proporción del resultado de ayer.

ε : ruido blanco.

- **Un segundo concepto utilizado es:**

El modelamiento Garch para la estimación de la volatilidad de la rentabilidad de la Bolsa de Valores de Lima.

Modelo ARCH(1)

El proceso ARCH(1), propuesto por Engle(1982) viene definido por la siguiente expresión y cuantifica la volatilidad de un índice representativo de un mercado bursátil en términos de varianza.

$$\sigma^2_t = \partial_0 + \partial_1 \varepsilon^2_{t-1}$$

Modelo GARCH(1,1)

El modelo GARCH(1,1) fue propuesto para casos de series financieras que tienen exceso de kurtosis y el agrupamiento de la volatilidad alrededor de su media. El modelo proporciona una manera adecuada de pronosticar las varianzas y covarianzas de los retornos de los activos. El GARCH tiene aplicación en el tratamiento de administración de riesgos, en la administración de portafolio de inversiones, en la asignación de activos, en las opciones de precio, en las tasas de cambio, en la tasa de interés, en mercados accionarios.

$$\sigma^2_t = \partial_0 + \partial_1 \varepsilon^2_{t-1} + \theta_1 \sigma^2_{t-1} \text{ en donde}$$

$$\partial_0 > 0, \partial_1 \geq 0, \theta_1 \geq 0 \text{ y } 0 \leq (\partial_1 + \theta_1) < 1.$$

El modelo **TARCH** para el modelamiento del impacto de las noticias en la Bolsa de Valores de Lima:

$$\sigma^2_t = \partial_0 + \partial_1 \varepsilon^2_{t-1} + \gamma d_{t-1} \varepsilon^2_{t-1} + \theta_1 \sigma^2_{t-1}, \text{ donde } d_{t-1} = \begin{cases} 1, & \text{si } \varepsilon_{t-1} < 0 \\ 0, & \text{si } \varepsilon_{t-1} \geq 0 \end{cases}$$

Frente a malas noticias $d_{t-1} = 1$, la varianza condicional será igual a:

$$\sigma^2_t = \partial_0 + (\partial_1 + \gamma) \varepsilon^2_{t-1} + \theta_1 \sigma^2_{t-1}$$

Mientras que frente a noticias buenas la varianza condicional será igual a

$$\sigma^2_t = \partial_0 + \partial_1 \varepsilon^2_{t-1} + \theta_1 \sigma^2_{t-1}$$

Que según la referencia teórica es el que mejor describe los efectos de las noticias sobre la rentabilidad de los mercados bursátiles. Expresando la volatilidad en términos de varianza.

Modelo Egarch

Los modelos anteriormente descritos recogen adecuadamente las propiedades de distribuciones de colas gruesas y de agrupamiento de volatilidades, pero son simétricos en ellos. La varianza condicional depende de la magnitud de las innovaciones retardadas y no de su signo. Para describir los efectos apalancamiento observados en series financieras fue propuesto el modelo EGARCH(p,q).

$$Y_t = \varepsilon_t h_t$$

$\ln \sigma_t^2 = w + \sum_{i=1}^q \beta_i \ln \sigma_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^p \delta_j g(\varepsilon_{t-j})$ en donde ε_t es el error estandarizado en el tiempo t, Y_t es la rentabilidad, $(g\varepsilon_t)$ si es finita, es independiente en el tiempo, con esperanza cero y varianza constante. Hay que hacer notar, que el modelo EGARCH, al estar especificado para el logaritmo de la varianza, no precisa de restricciones de signo para ninguno de sus parámetros (Novales, 2013).

Modelo DCC Mgarch

Bollerslev (1986): Modelo CCC, Engle (2002) Modelo DCC; Tse y Tsui (2002), Modelo DCC Mgarch.

- **Un tercer concepto utilizado es el modelo DCC Mgarch**

El modelo supone que se tiene los retornos α_t de n acciones con valor esperado cero y matriz de covarianza H_t , de donde el modelo está definido así:

$$r_t = u_t + \alpha_t$$

$$\alpha_t = \sqrt{H_t} * z_t$$

$$H_t = D_t R_t D_t$$

En donde:

r_t : vector n*1 de logaritmo de retornos de n acciones en el tiempo t.

α_t : vector de n*1 de la media de retornos de n acciones en el tiempo t.

u_t : vector de n*1 del valor esperado de r_t

H_t : Matriz n*n de varianza condicional a α_t en tiempo t.

z_t : vector n*1 del error.

D_t : Matriz diagonal n*n de la desviación estándar

R_t : matriz de correlación condicional.

Proceso metodológico:

Para llevar a cabo el estudio, a través de los repositorios se recoge la data histórica de los índices de los diversos países: el Índice General de la Bolsa de Valores de Lima (IGBVL), IBEX 35 de Madrid España. S&P500 de Estados Unidos, Bovespa de Brasil, NIKKEI225 de Japón y Shanghai de China, comprendido entre el periodo 2000 a 2016, periodo que incluye el periodo de la crisis financiera internacional, tal cual se puede apreciar en la tabla que se detalla a continuación, que incluye cada serie la cantidad de 4412 datos diarios de cotización y de la rentabilidad diaria.

Tabla No.01: Mercados financieros estudiados.

Continente	Indice Bursátil	País
Americano	S&P500	Estados Unidos
Europa	IBEX 35	España
América del Sur	BOVESPA	Brasil
	IGBVL	Perú
Asia/Pacífico	SHANGHAI	China
	NIKKEI	Japón

A través de los índices se tienen los datos de cotización diaria al cierre de los mercados, a los que se les hace un análisis descriptivo y se les convierte en rentabilidad diaria, utilizando la ecuación de $Y = 100 * \ln\left(\frac{P_1}{P_0}\right)$, para luego someter a evaluación estadística correspondiente. A las series de rentabilidad, se les realiza la prueba de estacionariedad con el objeto de seleccionar el modelo para estimar la Volatilidad de las series, y así mismo evaluar el carácter autoregresivo de los mismos.

Después de las evaluaciones estadísticas de las series, se selecciona el modelo Garch(1,1) para el modelamiento de la volatilidad de la rentabilidad. Y finalmente con el modelo DCC Mgarch se evalúa la correlación dinámica y condicionada de las series de los índices de las bolsas en estudio.

En resumen el proceso seguido es el siguiente:

- En primer lugar el análisis de estacionariedad : se realiza con el test de Dickey Fuller.
- En segundo lugar: la condición de autoregresivo de la serie: con la prueba AR(1).
- En tercer lugar: se selecciona el modelo, con el cual ejecutar el modelamiento: en nuestro caso, se selecciona el Modelo GARCH(1,1).
- En cuarto lugar: se realiza la prueba de heterocedasticidad condicionada: se realiza elevando al cuadrado el residuo del Modelo Garch obteniendo, e ilustrando en forma gráfica, la serie de la rentabilidad con el Resid².
- Se obtiene el modelo Garch para la rentabilidad de la Bolsa de Valores de Lima (2000-2016).
- Se obtiene mediante el modelamiento DCC Mgarch la correlación dinámica y condicionada entre los diferentes mercados en estudio.

III. Datos y Resultados

La estadística descriptiva de las bolsas consideradas para el estudio se muestra en la tabla 02. Se observa a la kurtosis bastante baja para cada una de las entidades, excepto para BOVESPA, por otro lado, la figura No. 01, nos permite observar el comportamiento típico de series de tiempo no estacionarias, y así efectivamente,

realizando el test de raíz unitaria se verifica que todas las series son no estacionarias, por tanto, no es posible someter a modelamiento estacionario. El comportamiento de las tendencias de la serie de tiempo, figura 01, figura 02, se observan a través de la curva el comportamiento describiendo la trayectoria que tiene la bolsa americana, japonesa y la china, hecho que ya nos dice que hay la presencia de un fenómeno de transmisión o contagio de la volatilidad.

Tabla No. 02: Estadística descriptiva de las series diarios de los mercados

	BOVESPA	IBEX35	IGBVL	NIKKEI225	SHANGAI	SYP500
Mean	41,311.57	9,799.97	10,758.70	13,054.81	2,108.47	1,372.02
Median	47,022.28	9,624.15	12,591.37	12,782.07	2,058.54	1,289.65
Maximum	382,784.10	15,945.70	24,051.62	20,868.85	5,166.35	2,298.37
Minimum	8,370.88	5,364.50	1,109.89	0.00	712.36	676.53
Std. Dev.	20,062.14	2,161.95	7,321.53	3,412.52	865.65	364.45
Skewness	0.87	0.60	0.00	0.28	0.80	0.79
Kurtosis	20.46	3.12	1.56	1.96	3.78	2.77
Jarque-Bera	56,590.56	264.12	380.24	257.63	581.26	467.38
Probability	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
Observations	4,410.00	4,410.00	4,410.00	4,410.00	4,410.00	4,410.00

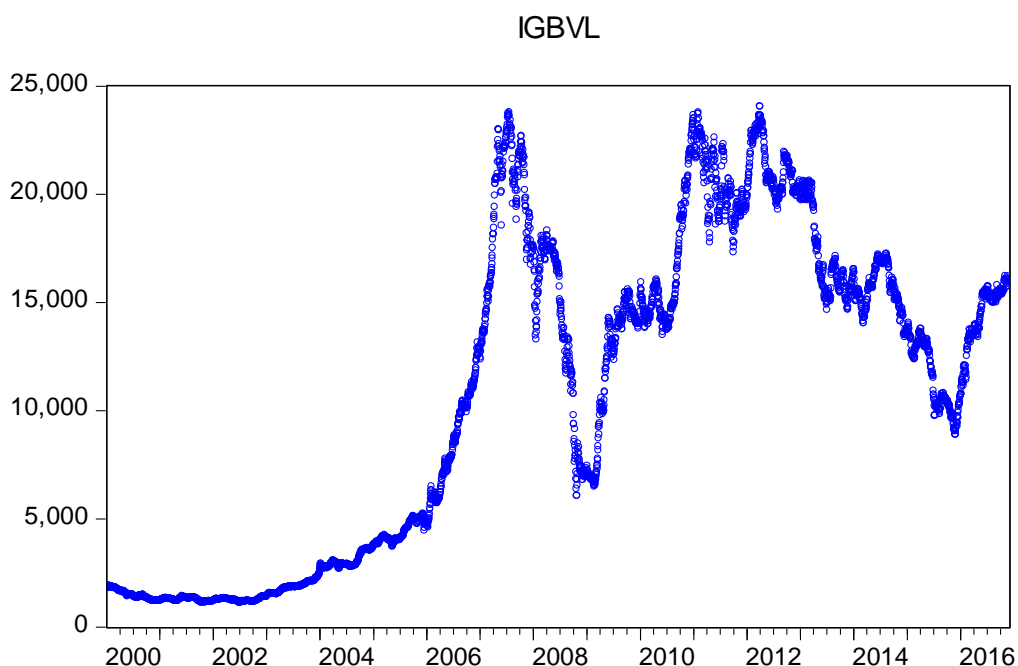


Figura No. 01. Evolución del IGBVL (2000-2016)

La figura 01, muestra la evolución en el tiempo de la cotización de la Bolsa de Lima – Perú, notándose un comportamiento estacionario entre los años 2000 a 2002, pero que crece de manera dinámica desde el 2002 hasta 2007, una depresión fuerte de 2007 a 2008, y de 2008 hacia adelante un

comportamiento de altas y bajas, circunstancias de comportamiento de alta volatilidad.

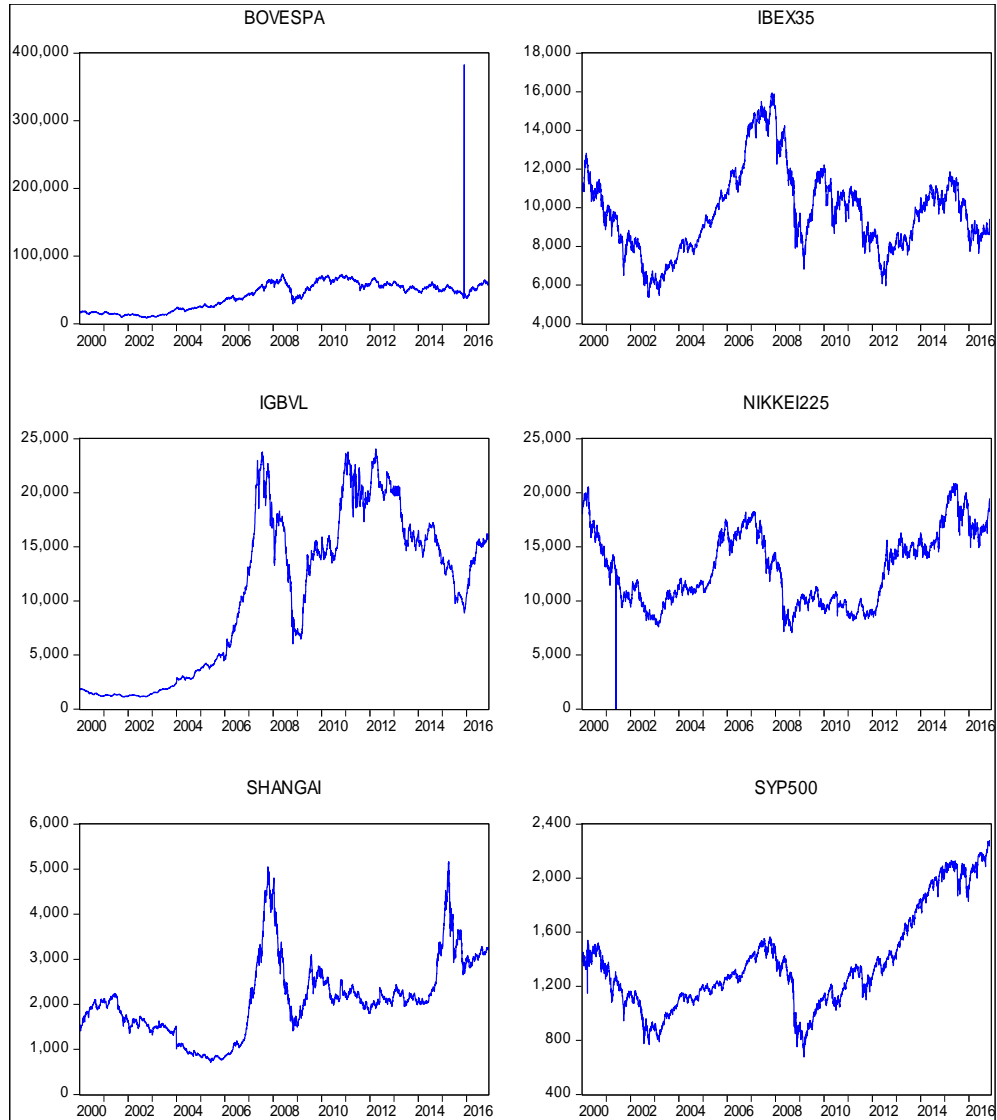


Figura No. 02: Serie estadística de las series de tiempo de mercados bursátiles.

La figura 02 que representa la evolución de los diversos índices bursátiles en el periodo 2000 a 2016, en los cuáles se puede apreciar una tendencia casi similar, en todos los mercados financieros grandes y pequeños como la peruana, como lo que ha ocurrido con la evolución histórica del IGBVL, se observa una evolución estacionaria en los periodos 2000 a 2002 y para los periodos posteriores hasta 2016 se puede intuir que existen comportamiento de series de tiempo del tipo no estacionario, cuyo comportamiento gráficamente resumido se puede visualizar en la figura No. 03.

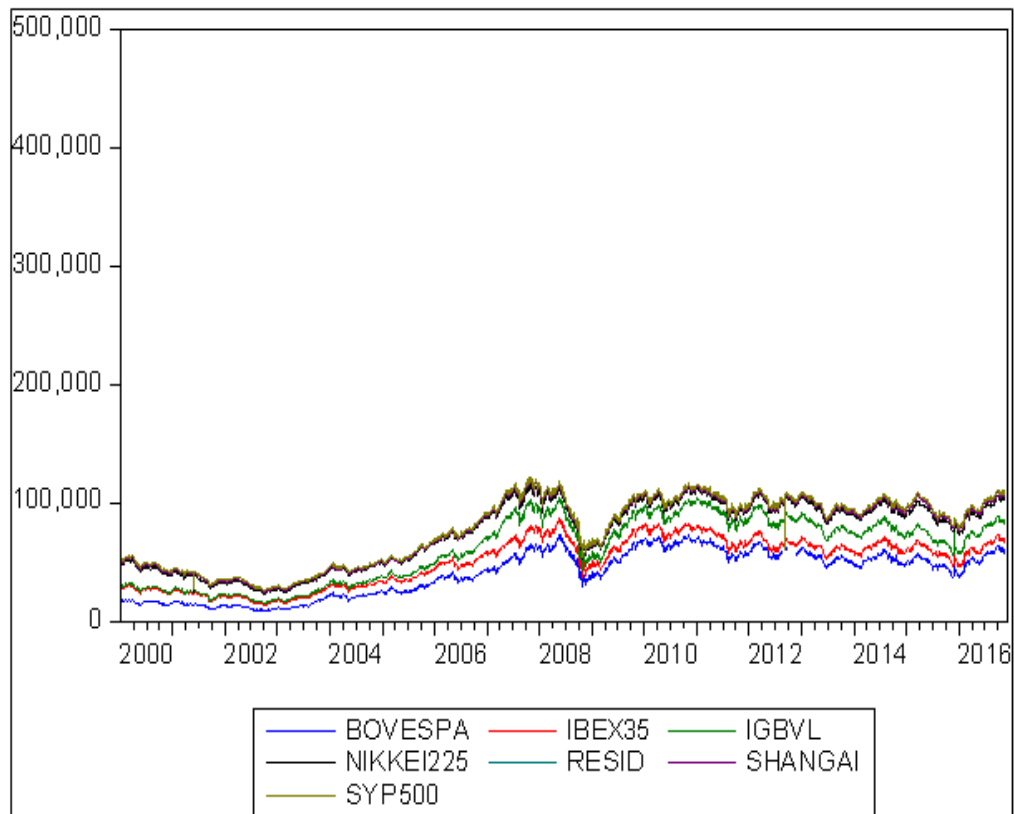


Figura No. 03: Serie histórica de las cotizaciones diarias de los mercados.

La figura No. 04, es la descripción del comportamiento de la rentabilidad de los mercados bursátiles en estudio, en los que se aprecia una evolución típica de series de tiempo estacionario, con varianzas muy centrados hacia su media, kurtosis concentrada, en los que se visualiza, periodos de alta volatilidad, en los años 2000 a 2002, de baja volatilidad en los años 2004 y 2005, alta volatilidad en los años 2007, 2008, periodo que se extiende hasta 2016. Los límites de volatilidad, en todos los mercados oscila entre +10% a -10% en la mayoría de los mercados estudiadas, excepto en la bolsa brasileña. De las ilustraciones de la volatilidad de la rentabilidad de los mercados, ya se puede apreciar la presencia del contagio y trasmisión de volatilidad de los mercados más grandes hacia los mercados más pequeños como la peruana, que se ve impactado por volatilidades que ocurren en otros mercados financieros, tal cual describen analizan y concluye Valls(2014) en su análisis de mercados bursátiles americano, europeo y asiáticos y Bejarano(2014) en el estudio de mercado bursátiles americanos y mercados latinoamericanos, ocurrencia que lo confirmaremos más adelante con la correlación dinámica y condicionada, cuando se describa los resultados del modelamiento DCC Mgarch.

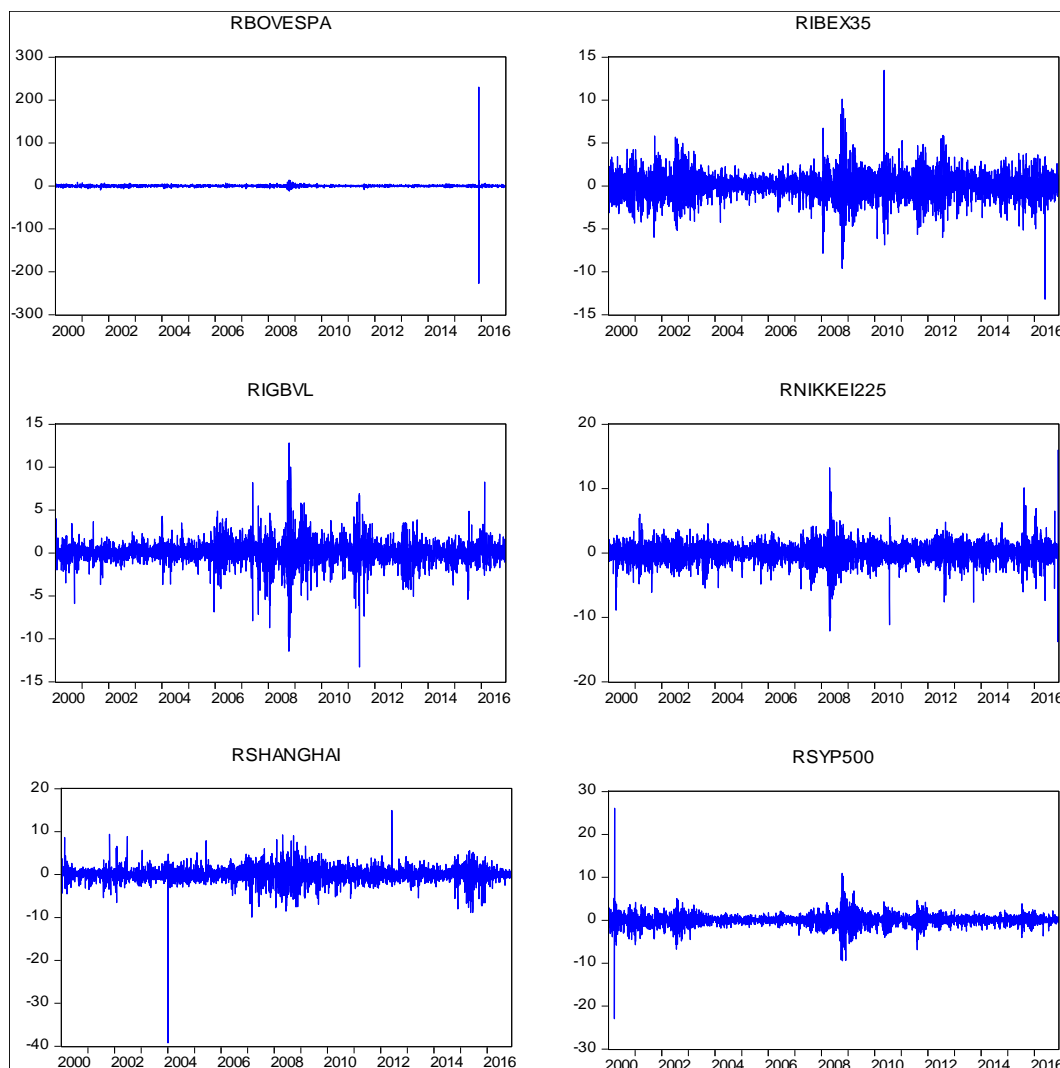


Figura No. 04: Rentabilidad diaria de los mercados bursátiles

Estimación del modelo Garch para la rentabilidad de la Bolsa de Valores de Lima.

A partir de la figura No. 04 se visualiza el comportamiento aparentemente estacionario de la serie de rentabilidad, el que se verifica con la prueba de raíz unitaria de Dickey- Fuller, cuyos indicadores se presenta en la tabla siguiente.

Tabla No. 03: Test de Dickey – Fuller a la Serie de la Rentabilidad Diaria de la BVL

Null Hypothesis: RIGBVL has a unit root

Exogenous: Constant

Lag Length: 3 (Automatic - based on SIC, maxlag=30)

		t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic		-29.31993	0
Test critical values:	1% level	-3.43165	
	5% level	-2.862	
	10% level	-2.567058	

*MacKinnon (1996) one-sided p-values.

Tal cual, se puede apreciar en la tabla 03, el valor absoluto del indicador ADF es mayor a los tres niveles críticos de Mackinnon y pvalor menor a 0.05, se infiere que la serie histórica de la rentabilidad diaria de la Bolsa de Valores de Lima es estacionaria. Este resultado es muy importante para la selección de un modelo para la estimación de la volatilidad de la rentabilidad de la Bolsa de Valores de Lima.

La verificación del carácter autoregresivo de la serie histórica de rentabilidad de la Bolsa de Valores de Lima se realiza con la aplicación del modelo $Ar(p)$, tabla No. 04, en el que se aprecia que efectivamente la serie de tiempo de la rentabilidad de la Bolsa de Valores de Lima, comprendido en el periodo 2000 a 2016, tiene un comportamiento estacionario, resultado que inclina seleccionar un modelo autoregresivo para la medición de su volatilidad y utilizar dicho modelo para ensayar el pronóstico.

Tabla No. 04: El modelo $Ar(1)$ de la serie de rentabilidad diaria de la BVL.

Dependent Variable: RIGBVL

Method: ARMA Maximum Likelihood (OPG - BHHH)

Date: 09/11/17 Time: 08:41

Sample: 1/04/2000 11/30/2016

Included observations: 4412

Convergence achieved after 34 iterations

Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(1)	0.14314186	0.005813429	24.62262	1.53E-125
SIGMASQ	1.90150561	0.015570701	122.120749	0
R-squared	0.01926127	Mean dependent var		0.04949229
Adjusted R-squared	0.01903888	S.D. dependent var		1.39258389
S.E. of regression	1.37926356	Akaike info criterion		3.48143438
Sum squared resid	8389.44277	Schwarz criterion		3.48433197
Log likelihood	-7678.0442	Hannan-Quinn criter.		3.4824564
Durbin-Watson stat	1.99351812			
Inverted AR Roots	0.14			

Fuente: IGBVL, elaboración: propia.

De la información que nos proporciona el modelo $Ar(1)$, tabla No. 04, se infiere que la serie en referencia tiene un comportamiento autoregresivo, siendo α del modelo $Ar(1)$ bastante menor a 1, y el indicador Inverted Ar Roots = 0.14, ampliamente menor a 1, que describe a la serie de rentabilidad de la Bolsa de Valores de Lima como no explosiva, y que tiene una variación alrededor de su media, resultado que concuerda con la afirmación de Montenegro (2010).

El carácter y comportamiento heterocedástico de la serie de varianza o volatilidad de la rentabilidad de la bolsa de Valores de Lima se ilustra con la figura siguiente, que en buena cuenta de manera ilustra el efecto de las noticias en la volatilidad de la Bolsa de Valores de Lima.

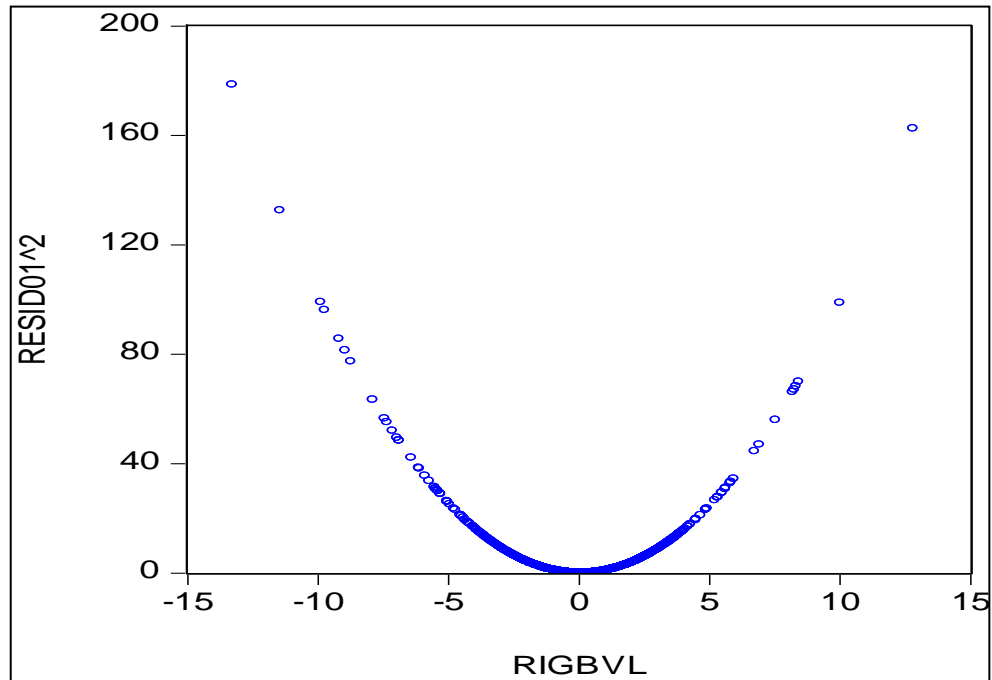


Figura No. 05: Heterocedasticidad de la rentabilidad de la Bolsa de Valores de Lima.

La figura 05 en referencia es la resultante de la serie de volatilidad comprendido entre 2000 a 2016, según Montenegro(2010), la propiedad estadística de heterocedasticidad consiste en que en el tiempo la volatilidad es diferente en cada unidad de tiempo, es la lectura que confirmamos con la ilustración de la figura 05. Tan igual como los otros resultados descriptivos obtenidos, nos es útil para seleccionar el modelo adecuado para estimar la volatilidad de la rentabilidad.

El comportamiento condicionado de volatilidad de la serie de rentabilidad de la Bolsa de Valores de Lima se puede apreciar en la figura siguiente:

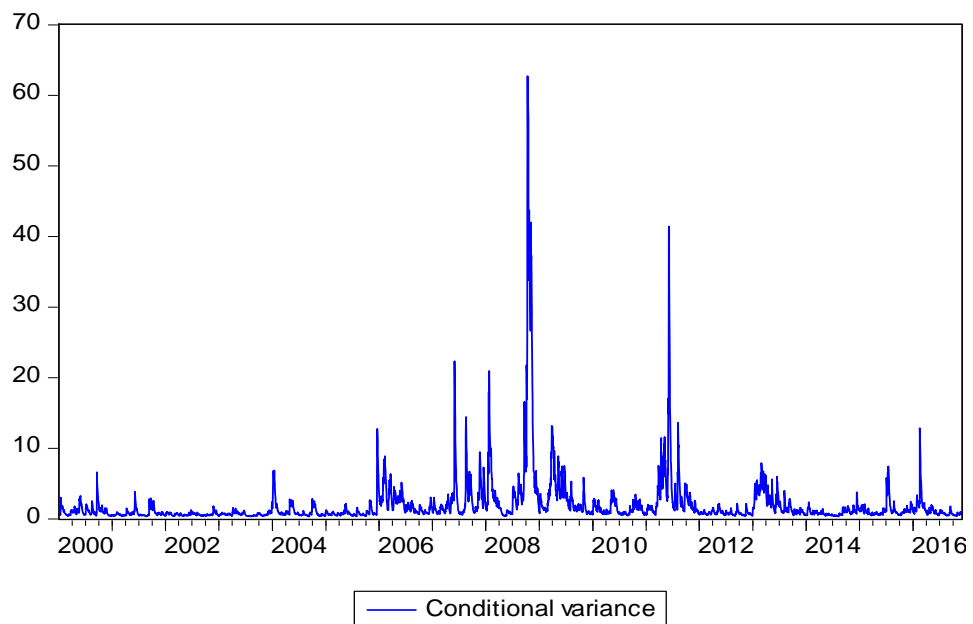


Figura No. 06: Carácter condicionado de la volatilidad de la serie RBVL.

La evaluación del carácter condicional de la serie de tiempo es muy importante en la selección del modelo para la estimación de la volatilidad de la serie, Enders(2015), por tanto la resultante de esta evaluación es concluyente en calificar a la serie como aquella que cumple con la característica de condicionalidad.

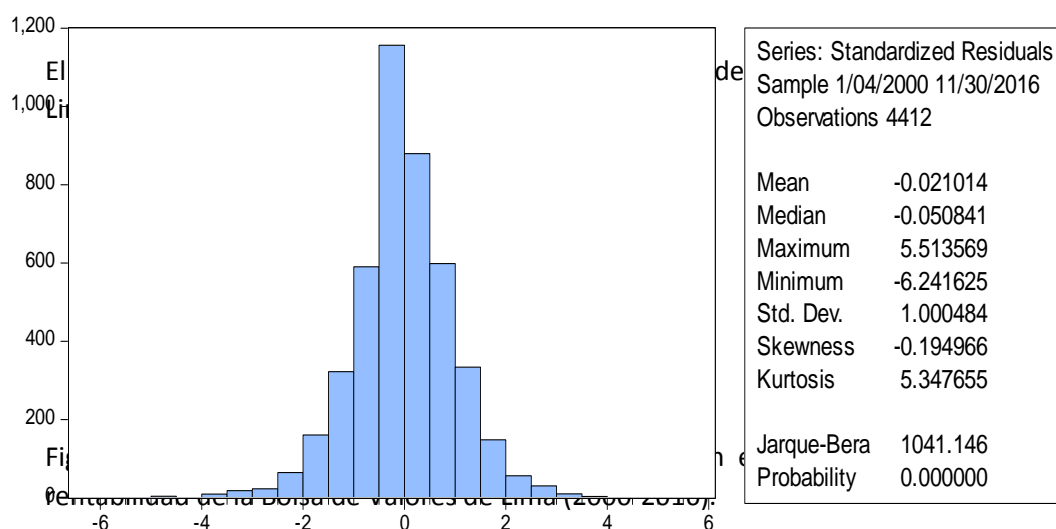


Figura No. 07: Estadística descriptiva de los residuos de la rentabilidad de la Bolsa de Valores de Lima.

Finalmente, haciendo un resumen de la evaluación estadística de la serie de tiempo de rentabilidad de la Bolsa de Valores de Lima, necesario para seleccionar el modelo para estimar la volatilidad de la serie con los resultados que están resumidas en la tabla No.06.

Tabla No. 05: Resumen de la calificación estadística de la serie de rentabilidad y de la volatilidad de la Bolsa de Valores de Lima

Calificación de la serie	Instrumento estadístico	Resultado
El carácter autoregresivo de la serie de rentabilidad de la Bolsa de Valores de Lima.	Modelo Ar(1)	Confirmado que es autoregresivo la serie, tabla 04.
La heterocedasticidad de la volatilidad de la rentabilidad de la Bolsa de Valores de Lima	Residuo al cuadrado	Confirmado, figura 05.
Condicionabilidad de la serie de volatilidad de la rentabilidad de la Bolsa de Valores de Lima	Varianza Condicional	Confirmado, figura 06.

De los resultados expuestos en la tabla 05, que son los indicadores necesarios y suficientes para seleccionar el modelo, con el cual modelar la volatilidad de la serie de rentabilidad de la Bolsa de Valores de Lima, se concluye en utilizar el modelo Garch, con cuyo uso se obtienen los resultados de la tabla 06 y el modelo 01 que describe el comportamiento de la volatilidad.

Tabla No.06: Modelo Garch de rentabilidad de la Bolsa de Valores de Lima

Dependent Variable: RIGBVL

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

Date: 09/07/17 Time: 21:41

Sample: 1/04/2000 11/30/2016

Included observations: 4412

Convergence achieved after 25 iterations

Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Presample variance: backcast (parameter = 0.7)

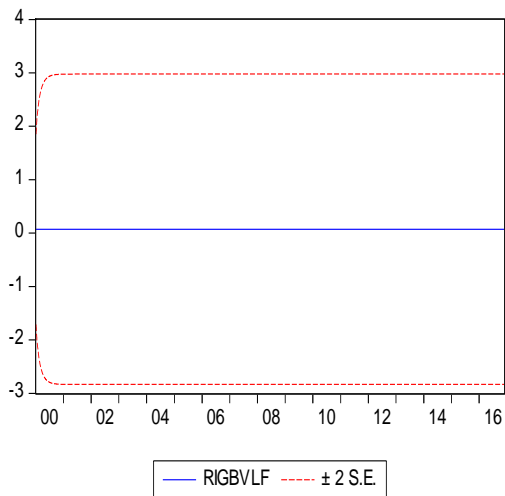
GARCH = C(2) + C(3)*RESID(-1)^2 + C(4)*GARCH(-1)

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	0.07188624	0.01496936	4.8022254	1.57E-06
Variance Equation				
C	0.0511266	0.00433065	11.8057698	3.64E-32
RESID(-1)^2	0.16407639	0.00781295	21.00058	6.48E-98
GARCH(-1)	0.81169562	0.00746814	108.687853	0
R-squared	-0.0002587	Mean dependent var		0.04949229
Adjusted R-squared	-0.0002587	S.D. dependent var		1.39258389
S.E. of regression	1.39276397	Akaike info criterion		3.02352508
Sum squared resid	8556.42023	Schwarz criterion		3.02932026
Log likelihood	-6665.8963	Hannan-Quinn criter.		3.02556912
Durbin-Watson stat	1.71536959			

El modelo GARCH(1,1) que describe la volatilidad de la rentabilidad de la Bolsa de Valores de Lima, con los datos de la tabla No.06 se tiene el siguiente modelo de la volatilidad.

$$\sigma_t^2 = 0.0511266 + 0.8116956\varepsilon_{t-1}^2 + 0.1640764\sigma_{t-1}^2, \text{ modelo (1).}$$

La suma de los coeficientes del modelo se aproxima a uno, lo que significa que la volatilidad mostrada a través del modelo, es persistente en el tiempo $(\alpha+\beta)=0.975772$, Pérez(2006) .



Forecast:	RIGBVL
Actual:	RIGBVL
Forecast sample:	1/04/2000 11/30/2016
Included observations:	4412
Root Mean Squared Error	1.392606
Mean Absolute Error	0.895912
Mean Abs. Percent Error	108.2567
Theil Inequality Coefficient	0.950460
Bias Proportion	0.000259
Variance Proportion	NA
Covariance Proportion	NA

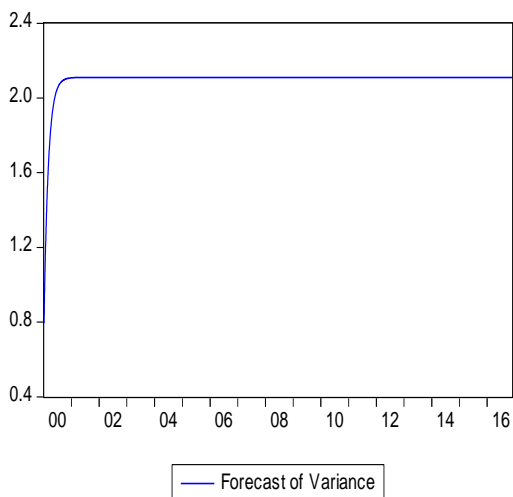


Figura No. 08: Forecast de la Rentabilidad y de su volatilidad.

De la figura 08, se aprecia a la rentabilidad con ± 2 desviación estándar moviéndose en corto plazo entre ± 3 en forma persistente en el tiempo, cuyo valor en cortísimo plazo está entre ± 2 , de donde se deduce que la posibilidad de ensayar el pronóstico de la volatilidad de la rentabilidad de la Bolsa de Valores de Lima, es susceptible para un corto periodo de tiempo.

Tabla No. 07: DCC entre los mercados en referencia

Dynamic conditional correlation MGARCH model

Sample: 1 - 4412 Number of obs = 4411

Distribution: Gaussian Wald chi2(16) = 1.25e+08

Log likelihood = -91095.19 Prob > chi2 = 0.0000

	Coef.	Std.	Err.	P> z	[95% Conf. Interval	
Corr(IGBVL,SYP500)	0.32705	0.06521	5.01	0,000	0.19923	0.45487
Corr(IGBVL,IBEX35)	0.28388	0.06720	4.22	0,000	0.15218	0.41559
Corr(IGBVL,SHANGHAI)	0.10339	0.07004	1.48	0,140	-0.03388	0.24066
Corr(SYP500,IBEX35)	0.53969	0.05543	9.74	0,000	0.43104	0.64834
Corr(SYP500,SHANGHAI)	0.01482	0.06915	0.21	0,830	-1.20716	0.15036
Corr(IBEX35, SHANGHAI)	0.03183	0.06894	0.46	0.644	-0.12072	0.15036

De los resultados obtenidos con el modelamiento DCC Mgarch, expuesto en la tabla No. 07, se infiere que el mercado americano es el que tiene mayor impacto en la transmisión de volatilidad hacia el mercado peruano, con un coeficiente DCC (0.32705). El mercado español en segundo término con coeficiente DCC(0.28388) y con menor intensidad el mercado de Shanghai, con coeficiente DCC(0.10339), de donde se concluye que los mercados bursátiles más grandes transmiten y contagian su volatilidad hacia mercados más pequeños como la peruana, en el mismo sentido han concluido los estudios de Bejarano(2014) y Valls(2014).

IV. Conclusiones

1. Del resumen de los resultados presentados en la tabla No.06 se puede concluir que el comportamiento de la serie de tiempo de la rentabilidad de la Bolsa de Valores de Lima es autoregresiva y estacionaria con heterocedasticidad condicionada.
2. Del modelamiento Garch, modelo 01, se concluye que el modelo obtenido describe el comportamiento de la volatilidad de la rentabilidad de la Bolsa de Valores de Lima, dado sus indicadores estadísticos, con capacidad de pronóstico para corto plazo, tal cual se puede apreciar en la figura 08.
3. De los resultados del modelamiento DCC Garch se obtienen los coeficientes de correlación dinámica resumidos en la tabla 07, que sustenta nuestra conclusión, en el sentido que señalamos, de la existencia de evidencias del fenómeno de transmisión y contagio de volatilidad

desde los mercados bursátiles más grandes hacia los mercados financieros más pequeños como la peruana.

Referencias Bibliográficas

1. Blanco, Roberto(2000), Efectos sobre la volatilidad del mercado bursátil de Introducción de los Contratos de Futuros y Opciones sobre IBEX 35”.España.
2. Bejarano, Luis(2014). Contagio Financiero en Mercados Latinoamericanos: una aplicación de DCC-Mgarch. Pontificia Universidad Javeriana de Colombia.
3. Bollerslev, T.(1986). Generalized Autoregressive Conditional Heterocedasticity. *Journal of Econometrics*, 31:307-327.
4. Cargo, Esaú(2007),Tesis Doctoral: “ Ajuste de la calificación del Riesgo de Mercado de las empresas más activas que cotizan en la Bolsa Mexicana de Valores”. México.
5. Chambi, P.(2017). La Volatilidad de los Mercados Financieros Globalizados: Impacto en la Bolsa de Valores de Lima – Perú. *Quipukamayoc*. 25(47),103-111.[doi:http://dx.doi.org/10.1538/quipu v25147.13808](http://dx.doi.org/10.1538/quipu v25147.13808).
6. Chou, Ray(1992), Arch Modeling in Finance. *Journal of Econometrics*, volumen 52, número 1-2.
7. Ding, Z., R. Engle, and C. Granger (1993). A long memory property of stock market returns and a new model. *Journal of Empirical Finance* 1, 83–106.
8. Enders, Walter(2015).Applied Econometric Time Series. Estados Unidos: editorial University of Alabama.
9. Engle. Robert(Julio, 1982), Autoregressive Condicional Heteroscedasticity with Estimates of the variance of United Kingdom Inflation. En *Journal: Econométrica*, Vol. 50, No. 4 , Julio 1982.
10. Engle, Robert(2002). Dynamic Conditional Correlation- a simple class of Multivariate Garch Models. *Journal of Business and Economic Statistics*, 20(3),339-350.
11. Engle, Robert(2003). Risk and Volatility Econometric Models and Financial Practice. New York University, USA.
12. Glosten, L.; Jagannathan R.; Runkle, D.(1993). On the relation between the Expected Value and the Volatility of the Nominal Return on Stocks. *The Journal of Finance*, Vol. XLVIII, No. 5.
13. Hernández, Sergio(2009). Pronóstico y Volatilidad del IPyC de la Bolsa Mexicana de Valores. Universidad Cristóbal Colón de México.
14. Lara, J.(2004). Riesgo total. México: editorial Prentice Hall.
15. Ludlow, Jorge; Mota, Beatriz(2006). Volatilidad del IPC, Nasdaq y S&P500: Un modelo Garch Multivariado, Vol. XXI, 4. Pp.215-227. México.

16. Montenegro, Alvaro(2010). Análisis de Series de Tiempo. Colombia: editorial Javeriana.
17. Montengro, Roberto(2010). Medición de la Volatilidad en Series de Tiempo Financieras. Universidad Católica de Colombia. Revista Finanzas y Política Económica, Vol. 2, No. 01, enero – junio 2010.
18. Novales, Alfonso(2013). Midiendo el Riesgo en los mercados financieros. España: Universidad Complutense de Madrid.
19. Peña, Daniel(2010). Análisis de Series Temporales. España: Alianza Editorial
20. Pérez, César(2010). Econometría de Series Temporales. México: editorial Pearson.
21. Perez, César(2006). Econometría de las Series Temporales. México: editorial Pearson.
22. Rodriguez J. (2004), Influencia del impacto de las noticias no esperadas sobre la volatilidad de los Valores Tecnológicos en España.
23. Serna, Gregorio(2001), Estudio de la volatilidad de la Bolsa de Valores IBEX 35 de Madrid España 1991 – 2000, tesis doctoral, desarrollada en la Escuela de Postgrado de la Universidad Carlos III de Madrid – España.
24. Tse, Y,; Tsui, Albert(2002). A generalized autogresive conditional heterocedasticitymodel with time varying correlations. Journal of Business & Economic statistics, vol. 20, 3, pp.251-362.
25. Valls.R. Natalia(2014). Volatility in financial markets, the impact of the global financial crisis. Universidad de Barcelona, Espoaña.
26. Venegas, Francisco(2006). Riesgos Financieros y Económicos. México: editorial Thomson.
27. Villarino, Angel(2016). Riesgos de Mercado. España: editorial Garceta