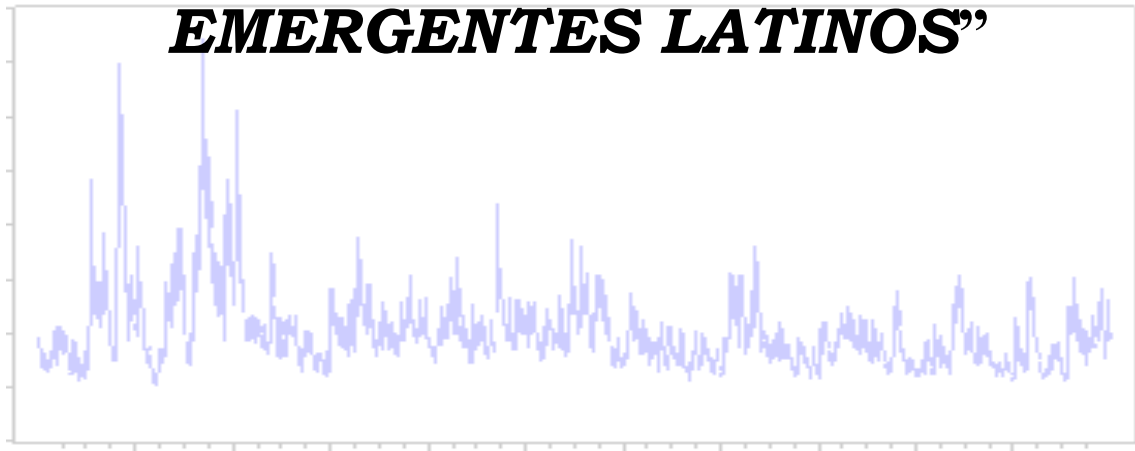


UNIVERSIDAD NACIONAL DE CUYO
SECRETARÍA DE CIENCIA, TÉCNICA Y POSGRADO



**“VOLATILIDAD COMPARADA A LOS
MERCADO DE VALORES DE PAISES
EMERGENTES LATINOS”**



AUTOR: Lic. Claudia Analía Bahi

DIRECTOR: Profesor Enrique Zabos Pouler

akzet@yahoo.com.ar

AÑO: 2008

Mendoza

INTRODUCCIÓN

A. Situación económica en la región

Los países de Latinoamérica han experimentado un gran desarrollo en sus mercados de capitales en los últimos 20 años.

El avance de los mercados bursátiles emergentes coincidió con entradas masivas de capitales extranjeros. En las economías de los mercados emergentes se revisaron al alza las expectativas de beneficios, reforzándose en muchas de ellas la confianza de los inversionistas. Actualmente los mercados latinoamericanos ofrecen un fuerte potencial a largo plazo.

La evidencia de inversión en valores en países de América Latina a largo plazo es muy sólida. A lo largo de la región, los elementos macroeconómicos están mejorando al tiempo que la demanda de activos financieros latinoamericanos se mantiene alta. Las valoraciones se mantienen relativamente atractivas, a pesar de las subas en estos mercados durante los últimos años. Aunque el entorno político puede generar algo de volatilidad a mediano plazo en los mercados

Los indicadores macroeconómicos en Latinoamérica son relativamente saludables. Las posiciones en cuenta corriente se han fortalecido, ayudadas por los altos precios de las materias primas como el petróleo y el cobre, mientras que el entorno inflacionario es benigno en casi todos los países. Los tipos de interés están a la baja (particularmente en los principales mercados, Brasil y México) y los flujos de inversión extranjera directa en la mayoría de los países latinoamericanos están también superando las expectativas.

Otro factor que favorece a Latinoamérica es la creciente demanda de activos financieros de la región por parte de inversores globales. En particular, las valoraciones en el mercado de acciones se mantienen relativamente atractivas, a pesar del extraordinario comportamiento que se ha presenciado en los mercados de la región, ayudado por un crecimiento en los beneficios de las empresas. En general, la rentabilidad de la Renta Variable es extremadamente buena en empresas de Latinoamérica, al tiempo que están siendo mejor dirigidas y viven más preocupadas por los intereses de los accionistas.

Si se pone atención en cada uno de los países:

- ⇒ **Brasil** es de lejos el mayor mercado de la región, y sus cifras económicas se mantienen bastante bien. La previsión es positiva mientras Brasil gana participación en las exportaciones mundiales, a pesar de la apreciación de su moneda. El excedente en la balanza comercial ha aumentado. También ha mostrado buenos resultados en la inversión de capital, mientras que se cree que el motor de la economía será el consumo de los hogares. La inflación parece estar bajo control, las tasas de interés tienden a bajar y la posición fiscal del gobierno también se encuentra bien. Un factor negativo potencial a tener en mente es qué tan flexible será la respuesta del gobierno a una reducción en los ingresos en caso de una reducción en los precios de las materias primas.
- ⇒ En **México**, el segundo mercado más grande de la región, hay mucho margen para bajas de tipos de interés contra un contexto de inflación benigna. Sin embargo, México ha estado perdiendo cuota de mercado en las exportaciones a Estados Unidos a favor de China, mientras que la exposición de la economía mexicana a la debilitada industria del automóvil en Estados Unidos es también un problema. Un aspecto positivo es que la moneda ha estado fuerte en los

mercados de divisas, mientras que ha aumentado la demanda de los consumidores por conseguir préstamos bancarios.

- ⇒ El buen comportamiento económico de **Chile** será sostenido, mientras que el precio del cobre (uno de los principales productos de exportación) se mantenga firme, lo que dependerá del nivel de la demanda futura de China. Actualmente, Chile se beneficia de un excedente de 4 billones de dólares entre exportaciones de Cobre e importaciones de petróleo. De la misma manera que en Brasil, un factor importante será la reacción del gobierno chileno ante un declive futuro en los ingresos relacionados con el cobre.
- ⇒ **Argentina**, presumiblemente, está alcanzando un punto de viraje como economía. Está beneficiándose de los tipos de interés y de un tipo de cambio que se mantiene alto de forma artificial. Seguramente, el gobierno necesitará decidir si continúa tolerando la alta tasa de inflación que supone esta política.

En gran parte, la historia macroeconómica en Latinoamérica es tranquila. No obstante, es importante hacer énfasis en la “despolitización” de la economía. Cada vez hay más consenso dentro de la región, debido a que ciudadanos ven los beneficios de la liberalización de la economía en sus vidas cotidianas, la despolitización reducirá el impacto de los resultados no deseados por parte de los inversores.

Existen razones optimistas sobre las oportunidades de inversión a largo plazo disponibles en Latinoamérica. Aunque existe un potencial de volatilidad debido al riesgo político, la importancia de este riesgo ha descendido con respecto al pasado. Las economías de la región se comportan bien, ayudadas por la fortaleza de los precios de las materias primas, la demanda de activos financieros y las valoraciones atractivas de sus compañías.

No obstante, las perspectivas de mayores movimientos de flujos para los mercados latinoamericanos dependen de las perspectivas específicas de mejores infraestructuras financieras y jurídicas, que generen una reducción en la incertidumbre y el riesgo. Por ello, la región tiene todavía mucho camino por recorrer.

América Latina enfrenta grandes problemas de tipo sistémico, los mercados de capitales son más **volátiles** y la crisis que surja en un país puede ahora repercutir más fácilmente en otro, debido a la globalización.

Los ciclos pasados de auge y depresión impidieron que se desarrollara una base amplia de inversores, fundamental para que puedan crecer los mercados de capitales de la zona. Es más, uno de los principales problemas con que se ve confrontada la región es la volatilidad. En los últimos años, ha quedado perfectamente claro que la estabilidad de la economía mundial depende cada vez más que el sistema financiero sea estable. Es por ello que América Latina tiene que avanzar por el camino de la implementación de las medidas correctas de política macroeconómica y financiera.

Una de las características sobresalientes de las crisis financieras modernas es que han ocurrido en Economías Emergentes consideradas generalmente exitosas hasta el momento de la crisis. En los últimos 20 años se han desarrollado una nueva variedad de crisis en América Latina con 4 características que las distinguen:

- 1º) El Mercado Internacional de Capitales ha sido el principal generador de shocks, tanto positivos como negativos
- 2º) Los flujos generalmente se han efectuado entre agentes privados, es decir se trata de corrientes de “privados a privados”. Por lo general, los déficits fiscales han cumplido un papel secundario en la mayoría de los casos.
- 3º) Las víctimas de estas crisis han sido economías emergentes consideradas “muy creíbles” y “exitosas”. En realidad el grueso de las corrientes financieras privadas se concentró en unos pocos países en desarrollo que figuraban entre los más florecientes y mejor organizados.

- 40) Estas corrientes se han caracterizado por una falta de regulación tanto por el lado de la oferta como de la demanda. Los sistemas financieros de Latino América han sido liberalizados sin la evolución paralela, en grado suficiente, de un sistema de supervisión y regulación prudencial interno.

Es indudable que una de las características principales del financiamiento en los mercados emergentes latinoamericanos durante los años noventa ha sido prevaencia de los ciclos de auge y depresión. ¿Por qué? Un motivo de peso ha sido que predominó el tipo de inversor inconstante, motivado tan solo por el oportunismo. Los activos de los mercados emergentes son más vulnerables a los cambios de preferencia de los inversores causados por perturbaciones externas.

En el decenio de 1990 los Mercados Bursátiles en Latinoamérica estuvieron cargados de altas volatilidades. Las crisis generadas en este periodo generaron un rápido efecto de contagio a otros mercados latinos. En todos estos episodios tuvieron un fuerte impacto de contagio sobre las distintas economías nacionales latinoamericanas en ambos extremos del ciclo, con el contagio del exceso de optimismo, primero, y de un pesimismo exagerado, más tarde.

La crisis de Argentina del 2001/2002 arrastró nuevamente a los mercados latinos a un escenario de incertidumbre y altas volatilidades.

Pasada esta crisis, se abrieron nuevas posibilidades y perspectivas de crecimiento financiero en todos los mercados latinoamericanos. Las principales bolsas latinas dieron en estos últimos años una demostración de desarrollo y solidez impulsada por el mejor desempeño de sus empresas y la abundante liquidez internacional.

El auge, de los mercados emergentes de América, iniciado a principios de 2003 continuó a buen ritmo durante la mayor parte del periodo analizado. Los principales mercados financieros de América Latina volvieron a caracterizarse por la tranquilidad y las condiciones acomodaticias, como reflejo de la sorprendente fortaleza de la economía mundial y la persistente abundancia de liquidez. Todo esto unido al mejoramiento en la confianza de los inversionistas atrajo masivas entradas de capital extranjero, generando un gran crecimiento y evolución en los mercados bursátiles de la región.

Uno de los fenómenos más importantes que revelan 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. Una mejora en el conocimiento e información del riesgo de los Mercados Emergentes Latinos para su posterior manejo contribuye a reducir la incertidumbre sobre la evolución futura de sus economías y sus mercados por parte de los agentes económicos. Si América Latina quiere atraer a un grupo más amplio de inversores, tendrá también que ofrecer más transparencia, facilitando a los mercados y al público en todos los niveles mejor información y en forma más oportuna. La transparencia fomenta el funcionamiento ordenado y eficiente de los mercados financieros al tiempo que alienta la competencia.

Existen buenos motivos para creer que América Latina podrá conseguir mercados de capitales más eficientes que faciliten el financiamiento de un crecimiento económico sostenido y de una prosperidad ampliamente compartida.

Por todo esto es interesante analizar si todos los países emergentes en Latinoamérica están emparentados bajo el un mismo destino, sufriendo los mismos ciclos de volatilidad, con la misma intensidad o si algún mercado a través de políticas financieras más claras ha logrado diferenciarse soportando menores volatilidades ante los efectos contagio de los shocks externos.

Por lo tanto, el problema que induce a esta investigación lo podemos plantear bajo la pregunta de si ¿Es correcto afirmar que todos los Mercados de Valores de los países emergentes de Latino América presentan un riesgo similar, afectados por

intensidades de volatilidad semejantes, o existe independencia en sus destinos y el efecto contagio no afecta a todos los mercados de idéntica forma?

B. Objetivos e hipótesis

El **objetivo principal** del presente trabajo es realizar un análisis comparativo del grado de volatilidad que presentan los Mercados Bursátiles de los países Emergentes de América Latina.

Este trabajo nos llevará a analizar los diferentes métodos para estimar la volatilidad y así poder elegir aquél más adecuado.

Los **objetivos específicos** de la investigación se reducen a:

- ⇒ Aplicar los diferentes métodos propuestos para estimar la Volatilidad del Mercado Bursátil Argentino calculado sobre el Índice General y establecer una comparación con los resultados obtenidos de los cálculos derivados del Índice Merval.
- ⇒ Estimar la Volatilidad de los Mercados Bursátiles de Chile, México, Brasil y Colombia a través de los diferentes métodos propuestos.
- ⇒ Proponer el modelo aplicable, dentro de la familia de modelos ARCH, para cada uno de los principales índices de bolsa de los países propuestos.
- ⇒ Analizar el comportamiento de las volatilidades en cada uno de los Mercado Bursátiles estudiados.
- ⇒ Establecer relación, si es que la hay, entre el resultado del análisis de nuestro mercado y los restantes mercados analizados.
- ⇒ Formular un análisis Estadístico, Econométrico y Conceptual sobre la base de la base de la información obtenida.

Se realizará estadística descriptiva utilizando principalmente el programa Eviews y el programa Excel.

C. Metodología

Los métodos que se emplearán son netamente cuantitativos. Se aplicará estadística descriptiva principalmente el programa EViews

Se mantiene el lapso muestral de diez años, con datos diarios, rentabilidad logarítmica y los pasos desarrollados al estimar el mejor modelo para el índice Merval.

Los pasos a aplicar a cada índice son los siguientes.

- ⇒ Determinación del rango de datos.
- ⇒ Gráfico de comportamiento del cierre y su rentabilidad diaria.
- ⇒ Análisis la serie "rentabilidad"
- ⇒ Aplicación de los modelos de la familia ARCH para la determinación de la ecuación de la varianza. Selección del modelo más adecuado mediante la aplicación de: criterio de información de Akaike, criterio de información de Schwarz y análisis de los estadísticos principales de los residuos (kurtosis, Asimetría y Jarque-Bera) buscando una distribución que se acerque a la

normal.

- ⇒ Elección definitiva del modelo más adecuado para cada índice.
- ⇒ Análisis comparativos del comportamiento de la volatilidad en cada uno de los Mercado Bursátiles estudiados, estableciendo relaciones.

CAPÍTULO I

ANÁLISIS DE LA VOLATILIDAD DEL ÍNDICE GENERAL DE LA BOLSA DE COMERCIO DE BUENOS AIRES

El objeto de este capítulo es lograr determinar el modelo aplicable, dentro de la familia de modelos ARCH, para el Índice Bursátil General Argentino y establecer una comparación con los resultados obtenidos de los cálculos derivados del Índice Merval alcanzados en el trabajo previo.

Se mantendrá en principio el lapso muestral que va desde el primero de enero de 1997 al 30 de junio del 2007, con datos diarios, rentabilidad logarítmica y los pasos desarrollados al estimar el mejor modelo para el índice Merval, con la salvedad de que se presentarán aquí solamente cuadros resumen de las regresiones y criterios de selección aplicados, y el modelo final elegido para cada índice.

Posteriormente, se ampliará el periodo muestral al 31 de diciembre de 2007, con la intención de incluir en el periodo la crisis inmobiliaria de Estados Unidos y poder así testear si las regresiones obtenidas cambian sustancialmente o los modelos estimados son consistentes ante eventuales crisis mundiales.

Los pasos a seguir son: la obtención de datos para luego realizar un gráfico comparativo entre la actuación del valor de cierre del Merval y del Índice General de Bolsa. Luego se efectuará un análisis comparativo del comportamiento del cierre del Índice General y su rentabilidad diaria. Estudio de la serie "rentabilidad". Aplicación de los distintos modelos de la familia ARCH para la determinación de la ecuación de la varianza. Selección del modelo más adecuado mediante la aplicación de: "h" de Durbin, correlograma muestral de los residuos y de los residuos al cuadrado, estabilidad intrínseca, criterio de información de Akaike, criterio de información de Schwarz y análisis de los estadísticos principales de los residuos (kurtosis, asimetría y Jarque-Bera) buscando una distribución que se acerque a la normal. Elección definitiva del modelo más adecuado para el índice General de Bolsa. Comparación del modelo elegido para este índice con el elegido para el Índice Merval.

A. El Índice General de Bolsa ¹

Para determinar las tendencias de un mercado se utilizan los índices, los cuales actúan como indicadores oficiales del mercado. Los títulos valores que integran el Índice General de Bolsa de Comercio de Buenos Aires se modifican trimestralmente. Al cierre de cada trimestre calendario se determina el conjunto de acciones que han negociado como mínimo el 20% de las ruedas de los últimos seis meses, las que constituyen la nómina de componentes del índice.

¹ MERCADO DE VALORES DE BUENOS AIRES, sitio internet: www.bolsar.com.

El nuevo Índice General de la Bolsa de Comercio de Buenos Aires es ponderado por capitalización bursátil. De este modo, su valor resulta de la división entre el importe agregado de la capitalización bursátil (acciones emitidas por la empresa multiplicadas por su precio de mercado) de las acciones componentes a valores corrientes, por el concepto análogo referido a la fecha base. Este cociente se multiplica por el valor inicial del índice, que es 19.570,98, correspondiente al Índice de Valor al 30 de junio de 2000, el cual fue reemplazado por este otro indicador y a los efectos de poder seguir comparando las evoluciones a lo largo del tiempo y como una forma de empalme de las series.

La fórmula es la siguiente:

$$I_t = 19.570,98 \left(\frac{\sum_i k_{it} \cdot p_{it}}{\sum_i k_{i0} \cdot p_{i0}} \right)$$

En donde:

I_t = Valor del índice en el período t

k_{it} = Capital considerado de la acción i en el período t

k_{i0} = Capital considerado de la acción i en el período 0

p_{it} = Precio de la acción i en el período t

p_{i0} = Precio de la acción i en el período 0

Los capitales considerados k_{it} y k_{i0} de las acciones extranjeras se determinan en función de su participación en el volumen.

A los efectos de la mejor comprensión del método de cálculo, se utilizará para la difusión pública, su expresión como valor de una cartera, o sea la suma de cantidad teóricas por precios, del siguiente modo:

$$I_t = \sum p_{it} \cdot q_{it}$$

En donde: q_{it} = Cantidad teórica correspondiente a la acción i en el período t.

1. Análisis comparativo entre el Índice General de Bolsa y el Merval

Se procede al análisis de Índice General de Bolsa de Buenos Aires. Del sitio de internet www.bolsar.com se obtuvieron los valores de cierre diario del Índice General. La muestra que se analizará en primer lugar abarca un periodo que va desde el día 02/01/1997 hasta el día 29/06/2007, incluyendo 2.599 datos diarios de cierre del índice.

Para este análisis se utiliza el programa Excel para algunos cálculos y gráficos y el programa Eviews para las regresiones, gráficos, histogramas, análisis de correlación y estacionariedad, verificación de consistencia a través de distintos test.

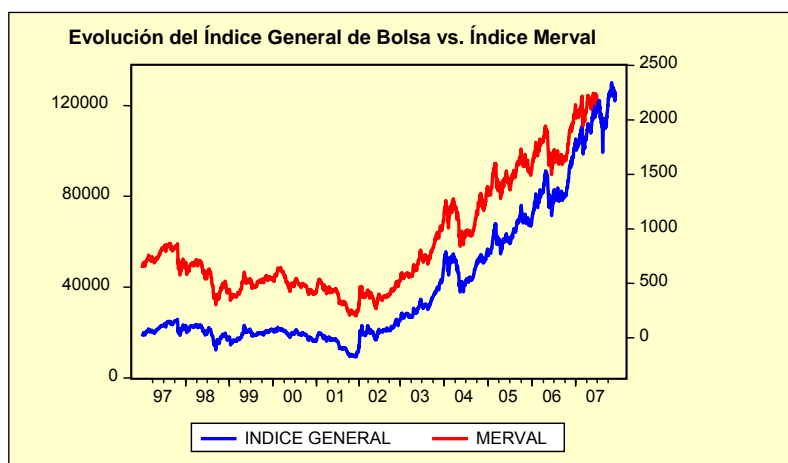
El Gráfico 1 describe el comportamiento del índice general de bolsa y el índice Merval en esta última década. En él se observa claramente que está muy emparentada la evolución de ambos índices. Las alzas o bajas en sus valores de cierre se dieron en forma proporcional muy parejo para los dos, en cada instante de tiempo.

Se puede contemplar en el desenvolvimiento de ambos indicadores dos períodos bien definidos: el primero hasta el 2002 (salida de Convertibilidad) caracterizado por una importante incertidumbre en los mercados reflejada en bajos niveles de los índices y cuantiosas presencias de períodos de baja en los valores de la bolsa.

En cambio, el segundo periodo (posterior a la salida de la convertibilidad, a partir de la asunción del nuevo presidente electo) caracterizado por un crecimiento sostenido de los valores de los índices, logrando frecuentemente niveles record que superan al anterior. Este segundo momento se diferencia por una relativa tranquilidad en los mercados, estableciendo mayores oportunidades para los inversores en los mercados argentinos.

Para contrastar esta estrecha relación aparente que existe entre el índice Merval y el índice General de Bolsa se calcula, a través de Eviews 5, la matriz de autocorrelación simple para las series cierre de ambos índices. Se analiza las asociaciones lineales entre las mismas, buscando alguna evidencia de ser significativas.

Gráfico 1: Evolución del valor de cierre del Índice General de Bolsa y el Índice Merval entre enero de 1997 y junio 2007



FUENTE: Elaboración propia sobre la base de datos obtenidos del sitio www.bolsar.com (Diciembre 2007)

En la tabla 1 se plasman los coeficientes de correlación simple entre los índices. Se puede comprobar sin ninguna duda la elevada correlación que existe entre ambas series ya que los coeficiente $r_{G,M}$ y $r_{M,G} = 0,98$, casi 1.

Tabla 1: Matriz de correlación entre el Índice General de Bolsa y el Índice Merval

MATRIZ DE CORRELACIÓN		
	Índice General	Merval
Índice General	1.000000	0.982795
Merval	0.982795	1.000000

FUENTE: Elaboración propia sobre la base de datos obtenidos del sitio www.bolsar.com (Diciembre 2007).

Por ello se puede afirmar que el comportamiento de ambos índices está influenciado por las mismas variables explicativas, ya que evolucionan a la par. Es de esperar, por lo tanto, que los resultados a obtener en ésta investigación para el Índice General de Bolsa sean muy similares a los alcanzados para el índice Merval.

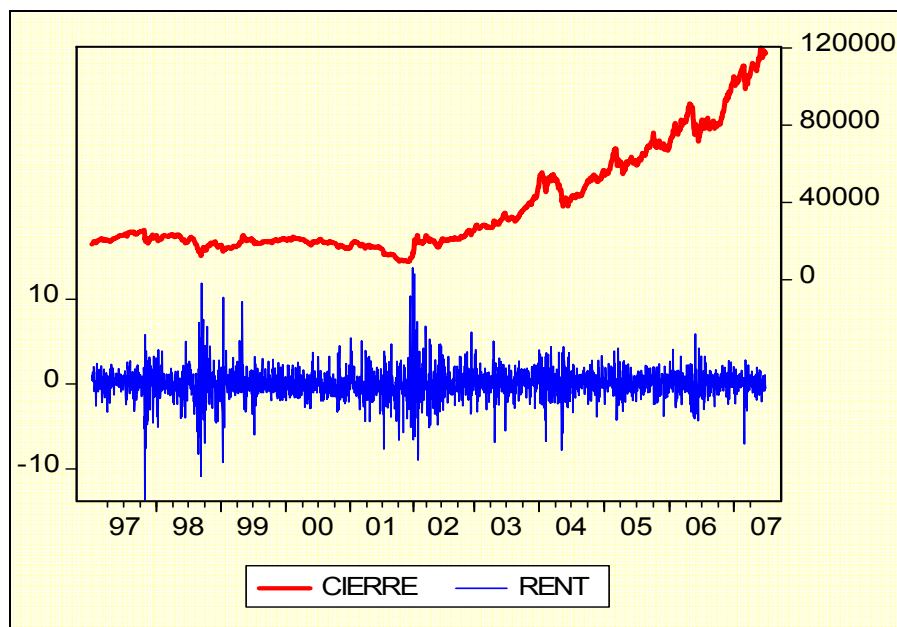
2. Comportamiento de cierre y rentabilidad diaria del índice General de Bolsa

Se observa en el Gráfico 2 un continuo crecimiento: desde un mínimo de 18.237 puntos el día 02/01/1997 alcanza un valor máximo en octubre de 1997 y, a partir de ahí sufre un sin número de alzas y bajas originadas mayormente por crisis externas. El primer cimbronazo del periodo analizado es generado por la Crisis de Asia en la segunda mitad de 1997 seguido por la crisis Rusa en agosto de 1998 y la quiebra del Long-Term Capital Management en septiembre-octubre de 1998. En el primer mes de 1999 se da la crisis de Brasil, la cual afecta a la Bolsa Argentina más directamente por las semejanzas de los mercados y por las interrelaciones que se generan en materia de exportaciones e importaciones entre ambos países, ligados fundamentalmente a la evolución del PBI de Brasil.

A partir de ahí, se observa un periodo de relativa calma, con una menor volatilidad hasta el primer semestre de 2001. La debilidad del gobierno de la Alianza, las disputas entre ellos y los cambios estructurales que no llegan son propicios para un ambiente de mucha incertidumbre en los mercados, conduciendo primero a los inversores extranjeros a buscar en otros mercados posiciones menos riesgosas, pero el efecto contagio llega rápidamente también a los inversores nacionales.

Es un periodo de alta volatilidad en la rentabilidad diaria del Índice General de Bolsa. En noviembre de 2001, comienza la corrida financiera provocando fuga de depósitos y también una fuerte huida de capitales. Se presiona a una salida de la Convertibilidad.

Gráfico 2: Evolución del Índice General de Bolsa entre enero de 1997 y junio 2007, cierre y rentabilidad diaria en porcentaje



FUENTE: Elaboración propia sobre la base de datos obtenidos del sitio www.bolsar.com (Diciembre 2007).

En diciembre 2001 se da la caída del gobierno de la Alianza y en enero de 2002 se decreta la salida de la convertibilidad. Esta crisis se ve reflejada en los valores mínimos record del periodo tanto para el Índice General de Bolsa como para su rentabilidad.

A partir de mayo/junio de 2001 se muestra una tendencia de recuperación dado por los cambios estructurales que eran tan necesarios realizar en materia económica-

financiera. En este segundo periodo se advierte una reducción sustancial en la volatilidad de la rentabilidad diaria del Índice General de Bolsa.

De la comparación de las curvas de evolución del valor de cierre del Índice General de Bolsa y su rentabilidad diaria se observa que generalmente los períodos de mayor volatilidad coinciden con los períodos descendentes en los valores del cierre del Índice General.

3. Análisis de medidas principales de la Serie Rentabilidad diaria

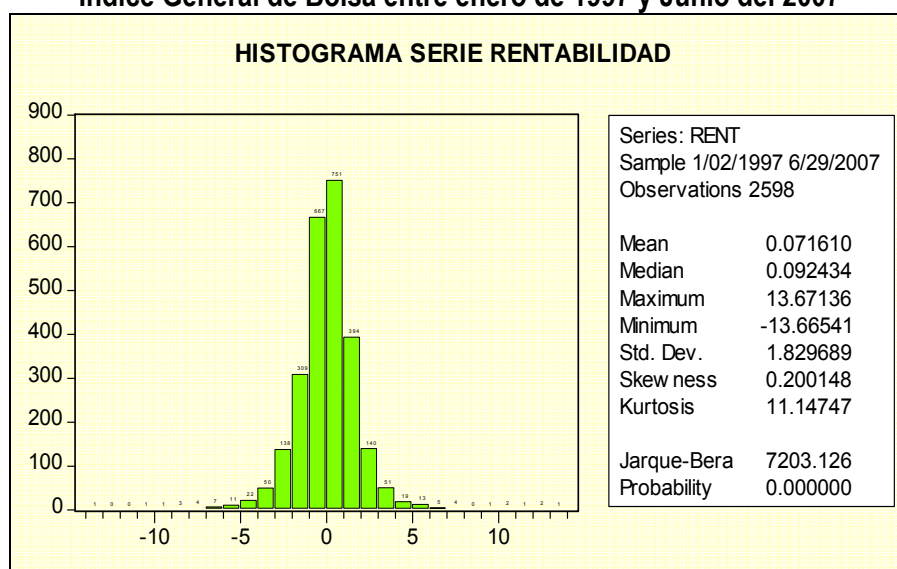
Para el cálculo de la rentabilidad diaria, se ha utilizado los precios diarios de cierre del Índice Merval de los días en los que operó el mercado. Los rendimientos se definen como la variación porcentual del logaritmo natural del precio de cierre del índice para dos días consecutivos de mercado

Iniciamos el análisis de la serie **rentabilidad**, viendo primero su histograma y sus estadísticas principales en el Gráfico 3.

El valor de rendimiento medio es de 0.07%, apenas superior a cero y, apenas superior al rendimiento medio del índice Merval el cual alcanzó para el mismo periodo 0.04%. Es decir que el rendimiento en el mercado accionario argentino se mueve en torno a cero, por lo que en promedio no hay ni pérdidas ni ganancias.

El rendimiento del Índice de Bolsa logra como valor máximo 13,67% diario y como valor mínimo -13,66% diario. Ambos extremos, en valor absoluto, un tanto menor que los alcanzados por el rendimiento del índice Merval.

Gráfico 3: Histograma y estadísticos principales de la RENTABILIDAD diaria Índice General de Bolsa entre enero de 1997 y Junio del 2007



FUENTE: Elaboración propia sobre la base de datos obtenidos del sitio www.bolsar.com (Diciembre 2007).

De la observación del Gráfico 3 se puede afirmar a priori que en el centro la densidad de probabilidades es menor en relación con lo normal, en tanto que los extremos (colas) de la distribución se concentra una densidad de probabilidades mayor en relación también a lo normal.

Si se analizan los estadísticos principales se confirma la ausencia de normalidad en la distribución de probabilidades. El valor de la Curtosis se eleva a 11.14 muy superior a 3 que corresponde a una distribución normal estándar. El valor de la Asimetría (Skewness) es de 0.20 levemente superior al correspondiente valor de la distribución normal estándar de 0, indicando una cola derecha mayor a lo normal. Además, el estadístico Jarque-Bera alcanza un valor de 7203.126, muy alto, lo que lleva a rechazar la hipótesis nula de normalidad

La primordial conclusión sobre el análisis de las medidas principales de la serie rentabilidad sugiere que los retornos poseen una distribución leptocúrtica, es decir, presenta un elevado grado de concentración alrededor de los valores centrales de la variable, esto significa que posee una mayor altura que la distribución normal con las colas más anchas.

El Gráfico 3 indica a priori que la serie es estacionaria, lo cual es confirmado por el test Dickey-Fuller en sus tres acepciones, donde para un nivel de confianza de 1%, 5% y 10% se rechaza la hipótesis nula, por lo tanto hay evidencia estadística de que la serie RENT es estacionaria.

El test Dickey-Fuller revela además la existencia de autocorrelación de primer grado ya que el coeficiente del primer retardo de la variable RENT es plenamente significativo. Incorporando en el test DFA cuatro rezagos, el coeficiente del estadístico Durbin-Watson señala la eliminación correcta de posibles problemas de autocorrelación en los residuos.

En el Cuadro nº 1² se representa la caminata aleatoria con intercepto y tendencia, una de las tres alternativas para analizar la presencia de una raíz unitaria que propone Dickey-Fuller. En la tabla, claramente se observa que al 1%, 5% y 10% de confianza se rechaza la hipótesis nula, por lo tanto hay evidencia estadística de que la serie RENT es estacionaria.

4. Verificación de presencia del proceso AR(1)

Se procede a comprobar la presencia de autorregresión realizando la regresión de la ecuación de la media de la variable rentabilidad mediante un proceso AR(1). Es decir, se agrega como variable explicativa el rendimiento del periodo anterior para ver si es esa la especificación de los residuos.

El propósito es testear la especificación autorregresiva para la media a través de un proceso AR(1), Es decir, corroborar que los rendimientos medios de hoy están explicados, en parte, por los rendimientos obtenidos días anteriores.

Los modelos Autoregresivos presentan como característica importante la capacidad de ser utilizados como instrumentos de predicción y dado que la serie rentabilidad es estacionaria, podemos utilizar las pruebas t y F para testear la significancia de los coeficientes individuales obtenidos de las regresiones.

Se realiza la regresión de la variable Rentabilidad Diaria del Índice General como un proceso AR(1), AR(2) y AR(3). En ellas se puede comprobar la significatividad del coeficiente del elemento AR(1), Cuadro nº 1, no así de los coeficientes AR(2) y AR(3) donde el estadístico t es poco significativo. Por lo que se está en presencia de un proceso autorregresivo de orden uno.

Se formaliza una regresión de la variable rentabilidad, buscando la mejor ecuación de la media. Para ello se incluyen como variables explicativas a una constante, una constante y AR(1), una constante y MA(1) y una constante y AR(1) MA(1) se compara y se elige a la ecuación que mejor representa a la media.

² Vid infra, pág. 64.

Se desarrolla la elección mediante la comparación de los estadísticos t respecto a los coeficientes arrojados por las distintas regresiones y por el menor valor del criterio de información Akaike.

Los mejores modelos resultaron aquellos que incluyen como variable explicativa a una constante y AR(1) (AIC 4,035717) y una constante y la media móvil MA(1) (AIC 4.035242). Por lo que se valida la utilización de modelos autoregresivos para el cálculo de la volatilidad de la renta del índice General de Bolsa.

Tabla 2: Test Dickey Fuller Aumentado de verificación de existencia de raíces unitarias de la variable rentabilidad del índice de bolsa con inclusión de Tendencia e Intercepto

Null Hypothesis: RENT has a unit root Exogenous: Constant, Linear Trend Lag Length: 4 (Fixed)				
			t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic			-21.59350	0.0000
Test critical values:	1% level		-3.961583	
	5% level		-3.411541	
	10% level		-3.127634	
*MacKinnon (1996) one-sided p-values. Augmented Dickey-Fuller Test Equation Dependent Variable: D(RENT) Method: Least Squares Date: 01/19/08 Time: 22:38 Sample (adjusted): 1/10/1997 6/29/2007 Included observations: 2593 after adjustments				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
RENT(-1)	-0.862725	0.039953	-21.59350	0.0000
D(RENT(-1))	-0.027902	0.036097	-0.772983	0.4396
D(RENT(-2))	-0.043325	0.031761	-1.364074	0.1727
D(RENT(-3))	-0.010692	0.026321	-0.406235	0.6846
D(RENT(-4))	-0.019228	0.019658	-0.978130	0.3281
C	-0.026635	0.071723	-0.371359	0.7104
@TREND(1/02/1997)	6.66E-05	4.78E-05	1.392602	0.1639
R-squared	0.447125	Mean dependent var		-0.000549
Adjusted R-squared	0.445842	S.D. dependent var		2.445037
S.E. of regression	1.820130	Akaike info criterion		4.038388
Sum squared resid	8567.087	Schwarz criterion		4.054210
Durbin-Watson stat	2.000814	Prob(F-statistic)		0.000000

5. Heterocedasticidad en la Varianza

La heterocedasticidad se da cuando se deja de cumplir el supuesto de igualdad en la varianza para cualquier periodo i . Si se desea saber si, para el periodo analizado, la varianza deja de ser constante a lo largo de toda la serie comportándose de forma cambiante se puede efectuar el contraste de White. Este test consiste en regresar los residuos al cuadrado de la regresión original en función de las variables explicativas, sus cuadrados y sus productos cruzados de a pares. Si todos los coeficientes de la regresión son conjuntamente distintos a cero, excepto la constante, se acepta la hipótesis de heterocedasticidad en la varianza.

Se utiliza como estadísticos de contraste los estadístico F y TR^2 (producto de el número de observaciones por el coeficiente de determinación de la regresión), los que

poseen una distribución Chi-cuadrado con $(p - 1)$ grados de libertad, donde p es el número de regresores de la estimación.

En nuestro caso, por los valores obtenidos en los estadístico F y el TR^2 (Cuadro nº 2³) se está en condiciones de rechazar la hipótesis nula de existencia de homocedasticidad ya que los coeficientes son altamente significativos, siendo el valor del estadístico F de 144.3580 y del estadístico TR^2 de 260.1003, muy por encima de chi-cuadrado con 2 grados de libertad. Los estadísticos F y TR^2 indican un 100% de probabilidad de existencia de heterocedasticidad.

Otro método para contrastar heterocedasticidad que muchos autores sugieren es el test LM-ARCH. Si se realiza una regresión con los valores de los residuos al cuadrado de éstos y su correspondiente primer retardo, se podría observar que sí existe una clara relación de dependencia. Este es el test LM-ARCH para contraste de heterocedasticidad.

El contraste se realiza como una función de Lagrange en la que se compara el modelo restringido (sin incluir como variables explicativas el error al cuadrado de sus retardos pasados) y el modelo propuesto (incluyéndolos). El cociente entre los ECM (error cuadrático medio) de ambos modelos se distribuye como una F-Snedecor con $n-q$ grados de libertad, siendo "q" el número de retardos que incluyamos.

Se realiza el Test ARCH LM para el caso analizado, incluyendo como variables explicativas los retardos uno, dos, tres y cuatro (Cuadro nº 3⁴). El contraste es claramente significativo en la relación cuadrática entre el residuo y sus valores retardados uno, dos y tres; el cuarto retardo deja de ser significativo.

El test con 3 retardos tiene los coeficientes significativos y los menores valores del Criterio de Información de Akaike y del Criterio de Información de Schwarz, por lo tanto indica que el modelo podría ser un ARCH (3).

Dadas las características analizadas para la serie de rendimiento del índice General de Bolsa, se puede concluir afirmando que la serie analizada presenta las particularidades típicas de las series financieras, es decir son: asimétricas y leptocúrticas; presentan ausencia o escasa correlación en las series de rendimientos; poseen varianza cambiante a lo largo del tiempo, alternando periodos de poca volatilidad seguidos de otros de alta volatilidad (agrupamiento de la volatilidad); presentan correlación en los cuadrados de los rendimientos de la serie y estas decrecen de forma lenta hacia cero (persistencia de la volatilidad).

Por todo esto, se está en condiciones de afirmar que son aplicables a este caso los modelos de la familia ARCH ya que los efectos mencionados anteriormente quedan completamente recogidos en estos modelos. Parece, entonces conveniente construir un modelo ARCH para identificar correctamente el proceso de formación de la varianza del error, para estimar así la volatilidad de los rendimientos del índice General de Bolsa de Buenos Aires.

6. Estimación de los Distintos Modelos de la Familia ARCH

Las características, con carácter genérico de la serie, justifican la elección de los modelos de Volatilidad Condicional Variables (ARCH) y sus posibles variantes; para la modelización, estimación y predicción de la volatilidad en los rendimientos del índice General de Bolsa.

La volatilidad en este tipo de modelos se define como una función determinista de las innovaciones pasadas al cuadrado y de la varianza condicional retardada. Es determinista en el sentido de que la ecuación de la media tiene un término de

³ Ver en pág. 64.

⁴ Ver en pág. 65.

perturbación y que su varianza se modeliza condicionalmente según el conjunto de información hasta el periodo $t-1$. El modelo ARCH es un método en el que la varianza depende de una cierta función de valores pasados del proceso, por tanto la *variabilidad de la varianza es aleatoria* y no un suceso producido en forma *exógena*.

Los resultados obtenidos de la estimación de los modelos ARCH para los rendimientos del índice General de Bolsa para el periodo que va desde principio de 1997 a junio de 2007 son los siguientes

Tabla 3: Evaluación de la capacidad de los modelos para explicar la rentabilidad del índice General de Bolsa

INDICADOR	ARCH(1)	GARCH(1,1)	TARCH(1,1)	EGARCH(1,1)	Component ARCH
R ²	0,005114	0,011439	0.011811	0.011754	0.011609
Sum squared resid	8648,781	8593,804	8590.562	8591.064	8592,324
Akaike info criterion	3,885054	3,739093	3.730976	3.751489	3.736484
Schwarz criterion	3,894084	3,750380	3,744519	3.765032	3,754542
Prob(F-statistic)	0,004034	0,000005	0.000010	0.000011	0.000085

En la Tabla 3 se pueden visualizar los principales parámetros obtenidos de las regresiones para los distintos modelos de la familia ARCH. En ella se puede apreciar que la estimación del modelo TARCH(1,1) presenta los menores valores emanados de los criterios de información Akaike y Schwarz, lo que lo hace preferible a los demás modelos analizados. Conjuntamente posee el mejor estadístico R², que representa la mejor explicación de la variable dependiente a través de las variables independientes escogidas; y además este modelo minimiza la suma de los residuos al cuadrado. Además se verifica que todos los parámetros son significativos.

Todos estos parámetros hacen completamente preferible al modelo TARCH(1,1) a la hora de *estimar* la volatilidad del índice General de Bolsa de Buenos Aires para el periodo analizado

Los principales momentos muestrales obtenidos de los residuos de los rendimientos diarios del índice General de Bolsa se pueden observar en la Tabla 4.

Tabla 4: Características de la distribución de los residuos estandarizados de la rentabilidad del índice General de Bolsa

INDICADOR	ARCH(1)	GARCH(1,1)	TARCH(1,1)	EGARCH(1,1)	Component ARCH
Media	-0.018167	-0.027135	-0.002439	0.002798	-0.019866
Varianza	1.000032	0.999406	1.000176	1.000460	1.016422
Máximo	6.805042	5.886648	6.507133	6.243759	6.109218
Mínimo	-5.554829	-7.187334	-7.134491	-8.516788	-7.225548
Curtosis	6.471842	5.957127	6.104760	7.160310	5.945973
Asimetría	-0.033860	-0.249051	-0.141800	-0.247601	-0.213897
Jarque-Bera	1515.562	973.0855	1051.781	1899.425	958.9168

Se busca aquella distribución de los residuos que se acerque a la distribución normal. Del análisis de los estadísticos principales de los residuos, se puede concluir que en todos los modelos examinados carecen de **normalidad en la distribución de los residuos**, ya que todos los modelos presentan una curtosis superior a 3 y un coeficiente de asimetría por debajo de cero. En comparación con los rendimientos del índice Merval, los residuos de los rendimientos del índice General se alejan mucho más de una distribución normal que los residuos del índice Merval, aunque para éste último, su cola hacia la izquierda es mucho más pronunciada que para el índice General.

El modelo que más se aproxima a una distribución normal es TARCH(1,1), al poseer la media y varianza más cercanos a 0 y 1, respectivamente. Además obtiene el coeficiente de asimetría más próximo a 0, aunque el menor valor de la curtosis y el estadístico Jarque-Bera lo adquiere el modelo del Componente ARCH.

La significatividad mostrada por los parámetros de asimetría de los mencionados modelos sugiere que la volatilidad de los rendimientos del índice General se ve afectada mayormente por los efectos de las malas noticias que por las buenas. La persistencia en la volatilidad y la presencia del efecto apalancamiento evidencian el aumento del nerviosismo en el mercado Argentino cuando hay caídas en la Bolsa.

Todo lo analizado, indica que el modelo más adecuado para estimar la volatilidad del rendimiento del índice General de Bolsa es el **TARCH(1,1)** cuya regresión se encuentra en la Cuadro nº 4⁵. Aunque es necesario verificar si las predicciones ratifican al modelo TARCH (1,1) como el modelo más apropiado.

7. Predicción del Comportamiento del Índice General de Bolsa

Predecir la volatilidad es uno de los problemas más relevantes a que puede enfrentarse un inversor. Para pronosticar la volatilidad, se utilizará como método de predicción la simulación de los modelos de estimación GARCH (1,1), TARCH (1,1) y EGARCH (1,1), obtenidos en el punto anterior, y se establecerá comparaciones con los valores de los rendimientos realmente alcanzados por el índice General de Bolsa.

Tabla 5: Evaluación de la capacidad de los modelos para pronosticar el Índice de Bolsa

INDICADOR	GARCH(1,1)	TARCH(1,1)	EGARCH(1,1)
Raíz del error cuadrático medio	1.829866	1.829594	1.829625
Error absoluto medio	1.245312	1.245486	1.245624
Error porcentual absoluto medio	118.2849	109.4968	108.1619
Coefficiente U de Theil	0.966054	0.964658	0.967898
Proporción de Sesgo	0.000305	0.000009	0.000043
Proporción de Varianza	0.997787	0.997762	0.997836
Proporción de Covarianza	0.001908	0.002229	0.002122

El procedimiento de elaboración de los pronósticos fue predecir el precio del siguiente periodo mediante los parámetros de la ecuación de la media de los rendimientos obtenidos al considerar la volatilidad cambiante en el tiempo mediante los modelos GARCH, TARCH y EGARCH estimados. En la Tabla 5 se presentan algunas de las medidas que se usan convencionalmente para evaluar la capacidad predictiva de un modelo para pronosticar, estas medidas se generaron considerando los 2597 pronósticos

⁵ Ver pág. 65.

elaborados, por lo que pueden usarse como indicadores de la capacidad predictiva de los modelos fuera de la muestra, es decir *ex-post*.

La *raíz del error cuadrático medio*, también conocido como error estándar del pronóstico y el *error absoluto medio* dependen de la escala de la variable dependiente, por consiguiente se deben utilizar como una medida relativa para comparar pronósticos de la misma serie entre diferentes modelos. Entre menor sea este valor, mayor será la habilidad pronosticadora del modelo. Bajo el criterio de la raíz del error cuadrático y error absoluto medio, el modelo TARCH (1,1) supera marginalmente al Modelo EGARCH (1,1) en capacidad para pronosticar el índice General de Bolsa. Estas medidas son útiles para construir los intervalos de confianza del pronóstico, esto implica que los intervalos serán más amplios si el pronóstico se realiza mediante el modelo EGARCH.

El *error porcentual absoluto medio* es una medida proporcional que no depende de la escala de las variables involucradas. Éste ilustra el error de pronóstico en términos porcentuales. Para este estadístico el modelo que alcanza el valor más pequeño es el EGARCH.

Es importante destacar el alto porcentaje de error medio que presentan todos los pronósticos, todos superan al 100%.

El *coeficiente de desigualdad de Theil* es un valor comprendido entre cero y uno, en donde cero indica un pronóstico perfecto. Para el caso analizado, el coeficiente de desigualdad indica que los mejores pronósticos son los emanados por el modelo **TARCH (1,1)**, por presentar los valores más cercanos a cero. Aunque en los tres modelos examinados el coeficiente de Theil supera 0.90 acercándose a la unidad. Lo que indica que queda mucho que trabajar en materia de pronósticos.

Los coeficientes de proporción de sesgo, varianza, y covarianza suman uno.

La *proporción de sesgo* indica cuan lejos la media de los pronósticos está de la media de los valores observados. Si la predicción es buena el coeficiente del sesgo debe ser pequeño, si es alto indica que la predicción de la media de la rentabilidad es muy pobre.

Puede observarse que, en general los valores son muy pequeños. Esto indica que la media de los pronósticos, a grandes rasgos, difiere poco de la media observada. No obstante, se vuelve a destacar el modelo **TARCH (1,1)** con el mejor resultado, el más cercano a cero.

La *proporción de varianza* mide cuan lejos la variación de los pronósticos está de la variación de los valores observados. El modelo que exhibe menor diferencia en sus variaciones con respecto a los datos observados es nuevamente el modelo TARCH (1,1).

La *proporción de covarianza* indica qué proporción de los errores de pronóstico obedecen a la parte no sistemática del modelo. El modelo EGARCH, en este análisis, alcanza el mayor valor de proporción de covarianza lo que evidencia que los errores de pronóstico de este modelo obedecen principalmente a su parte no sistemática.

La parte sistemática de los errores de pronóstico, medidas por las proporciones de sesgo y varianza, son menores en el modelo TARCH, lo que indica que sus errores de pronóstico principalmente provienen de su parte sistemática.

Para el caso específico del Índice General de Bolsa para el periodo analizado, el modelo que es superior no solo para la *estimación* si no también para la *predicción* es el modelo TARCH(1,1), a diferencia de lo analizado anteriormente para el índice Merval que propuso como mejor especificación para estimar la volatilidad al modelo TARCH (1,1), pero en cambio, el modelo EGARCH(1,1) fue superior al modelo TARCH (1,1) a la hora de predecir la volatilidad.

En suma, se puede concluir entonces, que el mejor modelo para estimar y pronosticar la volatilidad en los rendimientos del Índice General de Bolsa de Buenos Aires es el TARCH (1,1).

8. Elección definitiva del modelo más adecuado para el índice

El modelo más adecuado para el Índice General de Bolsa es el **TARCH (1,1)** cuya regresión se encuentra en el Cuadro nº 4⁶, en él se observa que todos los coeficientes son estadísticamente significativos.

Ecuación de la media:

$$y_t = c + \gamma y_{t-1} + \varepsilon_t$$

$$y_t = 0.065566 + 0.109008 y_{t-1} + \varepsilon_t$$

La ecuación de la media indica que la rentabilidad diaria de corto plazo tiene un promedio de 0.0655%. El 11% del rendimiento de ayer influye sobre el rendimiento de hoy.

La media incondicional o de largo plazo es de 0.073%⁷. La rentabilidad media esperada para el Índice General es levemente superior a la esperada para el índice Merval, ya sea a corto como a largo plazo.⁸

Ecuación de la varianza:

$$\sigma_t^2 = w + \alpha \varepsilon_{t-1}^2 + \gamma \varepsilon_{t-1}^2 d_{t-1} + \beta \sigma_{t-1}^2 \quad d_t = 1 \text{ si } \varepsilon_t < 0 \text{ y } d_t = 0 \text{ si } \varepsilon_t > 0$$

$$\sigma_t^2 = 0,168503 + 0,082594 \varepsilon_{t-1}^2 + 0,095476 \varepsilon_{t-1}^2 d_{t-1} + 0,812740 \sigma_{t-1}^2$$

Aquí las malas noticias tendrán un impacto $(\alpha + \gamma)$ sobre la varianza condicional, en cambio las buenas noticias solo impactarán en α . Cuando γ toma un valor estadísticamente representativo distinto de cero recibe el nombre de **Efecto Leverage**

De acuerdo a los resultados del modelo las malas noticias tendrían un impacto del 17,80% sobre la volatilidad de la rentabilidad del día posterior. Levemente superior al Índice Merval que tiene un impacto de 16.53% ante las malas noticias. En cambio las buenas noticias solo afectarían a la volatilidad de los rendimientos del Índice General en un 8%.

Para el periodo analizado se evidencia la presencia de efecto leverage (apalancamiento) ya que γ toma un valor de 0.0825, que es estadísticamente significativo.

La varianza no condicional o de largo plazo de este proceso TARCH se define como:

$$Var[y_i] = \frac{\varpi}{1 - \alpha - \beta - \gamma/2}$$

$$Var[y_i] = \frac{0,1680503}{1 - 0,082594 - 0,812740 - 0,047738} = 2,96$$

Por lo que la varianza no condicional para este periodo fue de 2.96% diario, lo que equivale a una volatilidad diaria del 1.72%.

⁶ Ver pág. 65.

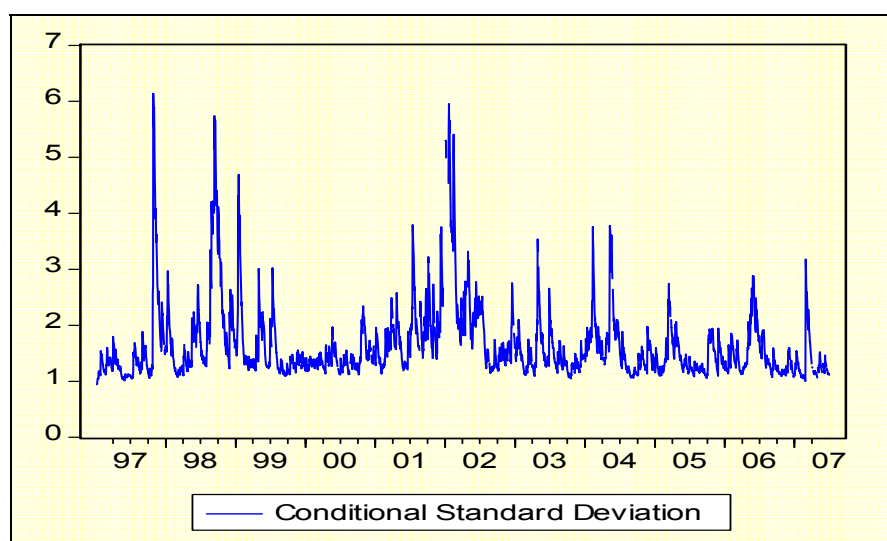
⁷ Es resultado del cociente $(c/1-\gamma)$.

⁸ En el estudio previo, el índice merval para el periodo analizado, a través de la estimación del modelo TARCH(1,1) presenta una rentabilidad media de corto plazo del 0.055% y una rentabilidad de largo plazo del 0.06%.

En el Gráfico 4 se puede analizar la volatilidad del mercado Bursátil Argentino medido a través de la desviación estándar condicional de la regresión del modelo TARCH(1,1). En él se distingue dos períodos muy bien definidos: el primero hasta la salida de la convertibilidad, caracterizado por una brusca volatilidad; y el segundo a partir del 2002, determinado por periodos de mayor calma.

A continuación se ampliará el periodo muestral al 31 de diciembre de 2007, con la intención de incluir en el periodo la crisis Inmobiliaria de Estados Unidos y poder así testear si los resultados obtenidos cambian sustancialmente o los modelos estimados son consistentes ante eventuales crisis mundiales. Esta ampliación del periodo sirve además para efectuar comparaciones con los restantes países emergentes de Latinoamérica para un periodo similar.

Gráfico 4: Desviación estándar condicional de la regresión de la variable rentabilidad diaria del Índice General de Bolsa como un proceso TARCH(1,1) entre enero de 1997 y Junio del 2007



FUENTE: Elaboración propia sobre la base de datos obtenidos del sitio www.bolsar.com (Diciembre 2007).

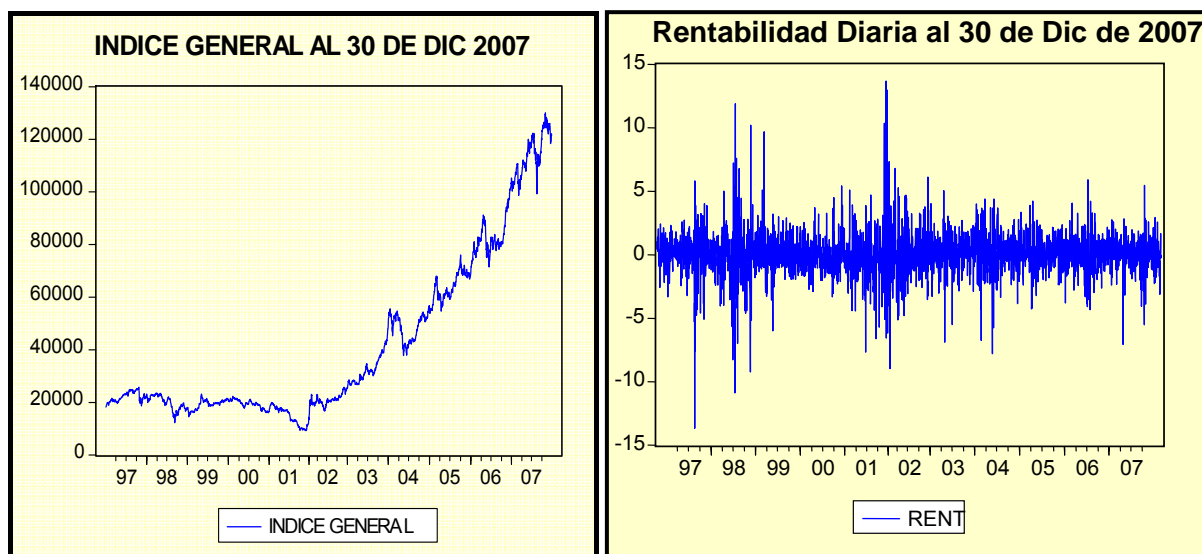
B. Índice General de Bolsa de enero 1997 a diciembre 2007

En la gráfica de la izquierda del Gráfico 5 se observa el desarrollo del Índice General hasta el 30 de Diciembre de 2007 y a la derecha se representa la evolución de la rentabilidad del Índice General para el mismo periodo. Pasando la segunda mitad del año 2007, se observa en estos gráficos una fuerte caída en el índice, provocada por la crisis inmobiliaria de Estados Unidos, alcanzando un precio de cierre mínimo de 99.265 el 16 de agosto.

Este escenario provoca una mayor volatilidad en el mercado interno. Se puede apreciar mayores fluctuaciones en la rentabilidad a partir de fines julio de 2007, pasando de períodos en los cuales la volatilidad reducida a rangos que oscilan en $\pm 1.5\%$ a periodos donde las variaciones superan $\pm 6\%$, como se puede observar más claramente en el grafico 6.

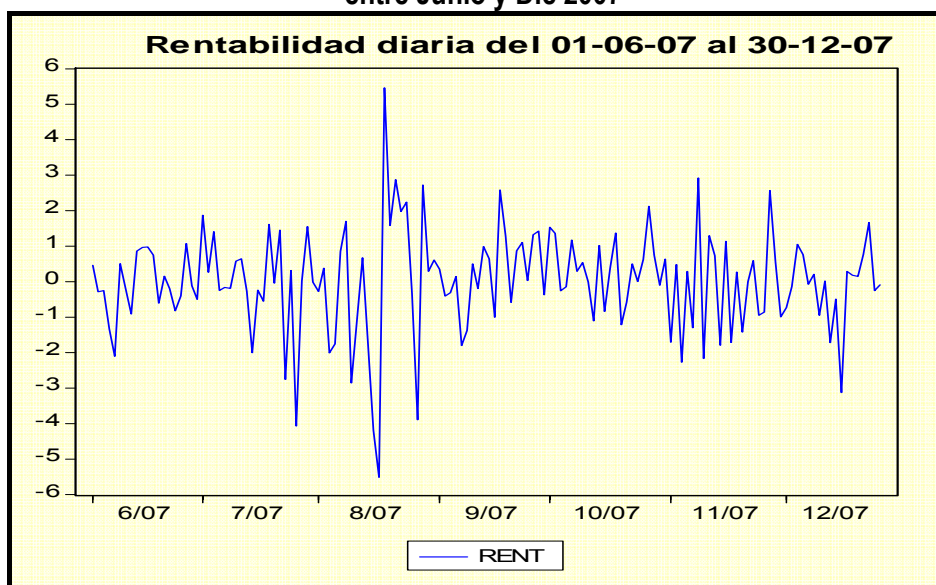
Hacia fines de septiembre se va desvaneciendo el impacto de la crisis hipotecaria de Estados Unidos en nuestro país, exhibiendo fluctuaciones más suaves en la rentabilidad del Índice General.

Gráfico 5: Evolución del índice General de Bolsa entre enero de 1997 y Dic 2007, cierre y rentabilidad diaria en porcentaje.



FUENTE: Elaboración propia sobre la base de datos obtenidos del sitio www.bolsar.com (Febrero 2008).

Gráfico 6: Evolución de la Rentabilidad del índice General de Bolsa entre Junio y Dic 2007



FUENTE: Elaboración propia sobre la base de datos obtenidos del sitio www.bolsar.com (Febrero 2008).

1. Estimación del modelo para el periodo de 01-01-1997 al 31-12-2007

Los resultados obtenidos de la estimación de los modelos ARCH para los rendimientos del Índice General de Bolsa para el periodo que va desde principio de 1997 a fines del 2007 se muestran a continuación.

Al incluir una nueva crisis financiera internacional en el periodo de análisis se valida al modelo TARCH (1,1) como el mejor modelo para estimar la volatilidad en los rendimientos del Índice General de Bolsa de Buenos Aires.

Tabla 6: Evaluación de la capacidad de los modelos para explicar la rentabilidad del índice General de Bolsa a dic. 2007

INDICADOR	ARCH(1)	GARCH(1,1)	TARCH(1,1)	EGARCH(1,1)	Component ARCH
R ²	0,004436	0,010397	0.010878	0.010803	0.010704
Sum squared resid	8946,794	8893.225	8888.907	8889.581	8890,472
Akaike info criterion	3,872672	3,731446	3.722557	3.742502	3.727865
Schwarz criterion	3,881358	3,742303	3,735587	3.755531	3,745237
Prob(F-statistic)	0,007106	0,000010	0.000017	0.000018	0.000132

Como se puede advertir en la Tabla 6 la estimación del modelo TARCH(1,1) presenta los menores valores emanados de los criterios de información Akaike y Schwarz, lo que lo hace preferible a los demás modelos analizados. Conjuntamente posee el más alto estadístico R² y la menor suma de los residuos al cuadrado. Se verifica, además, para la regresión que todos los parámetros son significativos, generando, por lo tanto, la mejor explicación de la variable dependiente través de las variables independientes escogidas.

Los principales momentos muestrales obtenidos de los residuos de los rendimientos diarios del Índice General de Bolsa se pueden observar en la Tabla 7.

Tabla 7: Características de la distribución de los residuos estandarizados de la rentabilidad del índice General de Bolsa

INDICADOR	ARCH(1)	GARCH(1,1)	TARCH(1,1)	EGARCH(1,1)	Component ARCH
Media	-0.017880	-0.028445	-0.002910	-0.008321	-0.006070
Varianza	1.000022	0.999318	1.000174	1.000330	1.027330
Máximo	6.819505	5.897953	6.550873	6.270653	6.137886
Mínimo	-5.583118	-7.169607	-7.123240	-8.550901	-6.964272
Curtosis	6.663163	5.836460	6.006405	7.036862	5.708739
Asimetría	-0.054483	-0.255129	-0.145165	-0.247577	-0.212339
Jarque-Bera	1522.699	941.6780	1034.293	1875.385	852.3103

Al igual que el análisis para el periodo anterior, ninguno de los modelos examinados manifiesta **normalidad en la distribución de los residuos**, ya que todos los modelos presentan una curtosis superior a 3 y un coeficiente de asimetría por debajo de cero.

E igualmente al caso anterior, el modelo que más se aproxima a una distribución normal es el TARCH(1,1), al poseer la media y varianza más cercanos a 0 y 1 respectivamente. Además obtiene el coeficiente de asimetría más próximo a 0, aunque el menor valor de la curtosis y el estadístico Jarque-Bera lo adquiere el modelo del Componente ARCH.

Todos estos indicadores vuelven a hacer completamente preferible al modelo TARCH(1,1) a la hora de *estimar* la volatilidad del índice General de Bolsa de Buenos Aires para el nuevo periodo analizado.

Para evaluar nuevamente el potencial predictivo del modelo TARCH (1,1), en la Tabla 8 se presentan algunas de las medidas que se usan convencionalmente para evaluar la capacidad predictiva de un modelo para pronosticar. Estos indicadores se generaron considerando los 2721 pronósticos generados a través de la simulación de los modelos de estimación obtenidos en el punto anterior para los modelos GARCH (1,1), TARCH (1,1) y EGARCH (1,1).

Se contrasta el poder de pronóstico de los diferentes modelos y para ello se hace uso de pruebas estadísticas especialmente diseñadas para ese propósito.

Como se puede apreciar en la Tabla 8, el modelo que produce los mejores pronósticos, de acuerdo al criterio del menor valor de la Raíz del Error Cuadrático Medio, es el TARCH(1,1). Además es este modelo quien presenta el menor error de pronósticos en términos porcentuales; y el menor coeficiente de sesgo y de varianza, indicando que las predicciones de la media y de la varianza son muy buenas.

Tabla 8: Evaluación de la capacidad de los modelos para pronosticar el Índice de Bolsa

INDICADOR	GARCH(1,1)	TARCH(1,1)	EGARCH(1,1)
Raíz del error cuadrático medio	1.817629	1.817333	1.817338
Error absoluto medio	1.239093	1.239319	1.239138
Error porcentual absoluto medio	120.1811	110.4866	113.2301
Coefficiente U de Theil	0.946117	0.965128	0.959340
Proporción de Sesgo	0.000332	0.000008	0.000012
Proporción de Varianza	0.997938	0.997934	0.998087
Proporción de Covarianza	0.001730	0.002058	0.001901

En cuanto al coeficiente de *desigualdad de Theil* el menor valor lo obtuvo el modelo GARCH (1,1), aunque en todos los modelos el coeficiente de desigualdad superó los 0.90 puntos, muy alejados del pronóstico perfecto que se obtiene con un coeficiente igual a cero.

El modelo GARCH, es además, el que alcanza el mayor valor de proporción de covarianza lo que evidencia que los errores de pronóstico de este modelo obedecen principalmente a su parte no sistemática.

La parte sistemática de los errores de pronóstico, medidas por las proporciones de sesgo y varianza, son menores en el modelo TARCH, lo que indica que sus errores de pronóstico se originan especialmente de su parte sistemática.

El resultado de los análisis y regresiones realizadas nos lleva a afirmar que el modelo que es superior tanto para la *estimación* como también para la *predicción* de la volatilidad del rendimiento del índice General de Bolsa en el mercado Argentino es el modelo TARCH(1,1), ya que es quién ofrece mejores predicciones en todos los horizontes. Es justo mencionar que el modelo EGARCH también es bastante robusto para recoger la evolución de la volatilidad en nuestro mercado.

2. Elección del modelo más adecuado para el índice

El modelo más adecuado para el Índice General de Bolsa, para el nuevo periodo analizado, es el **TARCH (1,1)** cuya regresión se encuentra en el Cuadro nº 5⁹, en ella se observa que todos los coeficientes son estadísticamente significativos.

Ecuación de la media:

$$y_t = c + \gamma y_{t-1} + \varepsilon_t$$

$$y_t = 0.064272 + 0.102250 y_{t-1} + \varepsilon_t$$

La ecuación de la media indica que la rentabilidad diaria de corto plazo tiene un promedio de 0.064% equivalente al 1.28% mensual y el 10% del rendimiento de ayer influye sobre el rendimiento de hoy. Parámetros muy cercanos a los obtenidos cuando no se consideró la crisis inmobiliaria de Estados Unidos¹⁰.

La media incondicional o de largo plazo es de 0.0716%, levemente inferior a 0.073% obtenida en el periodo anterior.

Ecuación de la varianza:

$$\sigma_t^2 = w + \alpha \varepsilon_{t-1}^2 + \gamma \varepsilon_{t-1}^2 d_{t-1} + \beta \sigma_{t-1}^2 \quad d_t = 1 \text{ si } \varepsilon_t < 0 \text{ y } d_t = 0 \text{ si } \varepsilon_t > 0$$

$$\sigma_t^2 = 0,174619 + 0,082233 \varepsilon_{t-1}^2 + 0,101020 \varepsilon_{t-1}^2 d_{t-1} + 0,807489 \sigma_{t-1}^2$$

De acuerdo a los resultados del modelo las malas noticias tendrían un impacto del 18,32% sobre la volatilidad de la rentabilidad del día posterior. En cambio las buenas noticias solo afectarían a la volatilidad de los rendimientos del Índice General en un 8.22%. Indicando un impacto levemente superior, ante ambos tipos de noticias que el periodo que no considera la ultima crisis internacional.

C. Conclusión

De este estudio se desprende que en el mercado de capitales argentino no repercuten igual las buenas noticias que las malas noticias, los movimientos a la baja en el mercado se dan con mayores volatilidades que los movimientos al alza. Cuando el rendimiento cae por abajo de lo esperado se genera un escenario donde las noticias son **malas**, la volatilidad incrementa y por otra parte cuando las noticias son **buenas**, movimientos alcistas, la volatilidad disminuye.

El mercado argentino es uno de los más sensibles a noticias, aunque con menor persistencia de la volatilidad pasada.

Todo el análisis realizado sobre el mercado bursátil argentino lleva a la conclusión de que el modelo más adecuado para la **estimación y predicción** del riesgo de los índices bursátiles a través de la volatilidad del índice General de Bolsa sigue siendo el modelo **TARCH (1,1)**, cuya característica principal es reflejar fielmente la asimetría existente en los mercados en cuanto a la reacción de los inversores ante las buenas y las malas noticias para el mercado.

La evidencia de la persistencia de la volatilidad y la presencia del efecto leverage, en ambos periodos analizados, apuntan a un aumento en el nerviosismo en el inversor

⁹ Ver pág. 66.

¹⁰ $c = 0.0655$; $\gamma = 0.109$

argentino cuando hay caídas en el mercado, estos efectos quedan capturados más fielmente en el modelo TARCH(1,1).

Este modelo asimétrico es capaz de capturar el efecto más fuerte que tienen los rendimientos negativos en la volatilidad, permite recoger los efectos apalancamientos observados por Engle y Ng. El modelo que depende de un umbral (threshold) por medio del cual define su reacción. Las malas noticias que se generan en el mercado argentino son interpretadas como valores negativos de los residuos de la regresión y las buenas como valores de residuos positivos. Si la innovación es negativa el umbral está prendido, por lo que el efecto sobre la varianza condicional es mayor, por una contribución. Mientras que si la innovación es positiva el umbral está apagado y no hay contribución a la varianza condicional.

Se está en condiciones además de afirmar que quedan capturados y explicados en el modelo TARCH las crisis financieras internacionales que afectan nuestro mercado, teniendo la mejor capacidad predictiva ante futuras crisis bursátiles.

CAPÍTULO II

ANÁLISIS DE LA VOLATILIDAD DE LOS PRINCIPALES ÍNDICES BURSÁTILES LATINOAMERICANOS

El objeto de este capítulo es lograr determinar el modelo más aplicable, dentro de la familia de modelos ARCH, en la intención de estimar la volatilidad individual para cada uno de los principales índices de bolsa propuestos como representativos del mercado bursátil latinoamericano, para luego en un próximo capítulo efectuar sus comparaciones con el índice representativo de la bolsa argentina.

Se mantendrá en principio el lapso muestral de enero de 1997 a diciembre de 2007, con datos diarios, rentabilidad logarítmica y los pasos desarrollados al estimar el mejor modelo para el índice Merval, con la salvedad de que se presentarán aquí solamente cuadros resumen de las regresiones y criterios de selección aplicados, y el modelo final elegido para cada índice.

Para cada índice se determinará primero el rango de datos para luego realizar gráficos que describan el comportamiento del valor de cierre y su rentabilidad diaria. Los pasos siguientes consistirán en:

- ⇒ Análisis de la serie "rentabilidad" para cada índice, observando histograma y estadísticos principales.
- ⇒ Determinación de la ecuación de la media. Verificación de presencia de proceso AR(1).
- ⇒ Cotejo de la existencia de Heterocedasticidad en la varianza mediante el contraste de White.
- ⇒ Aplicación de los modelos de la familia ARCH para la determinación de la ecuación de la varianza.
- ⇒ Selección del modelo más adecuado para la estimación mediante el criterio de información de Akaike, criterio de información de Schwarz y sumatoria de los residuos al cuadrado y el R^2 , además del análisis de los estadísticos principales de los residuos (kurtosis, Asimetría y Jarque-Bera) buscando una distribución que se acerque a la normal.
- ⇒ Elección del modelo más adecuado para la predicción mediante el criterio error cuadrático medio, error porcentual absoluto medio, Coeficiente U de Theil y los errores de pronósticos medidos a través de la proporción de sesgo varianza y covarianza
- ⇒ Designación del modelo más propicio para estimar y predecir la volatilidad de los rendimientos de los distintos índices bursátiles de los países emergentes de Latinoamérica.

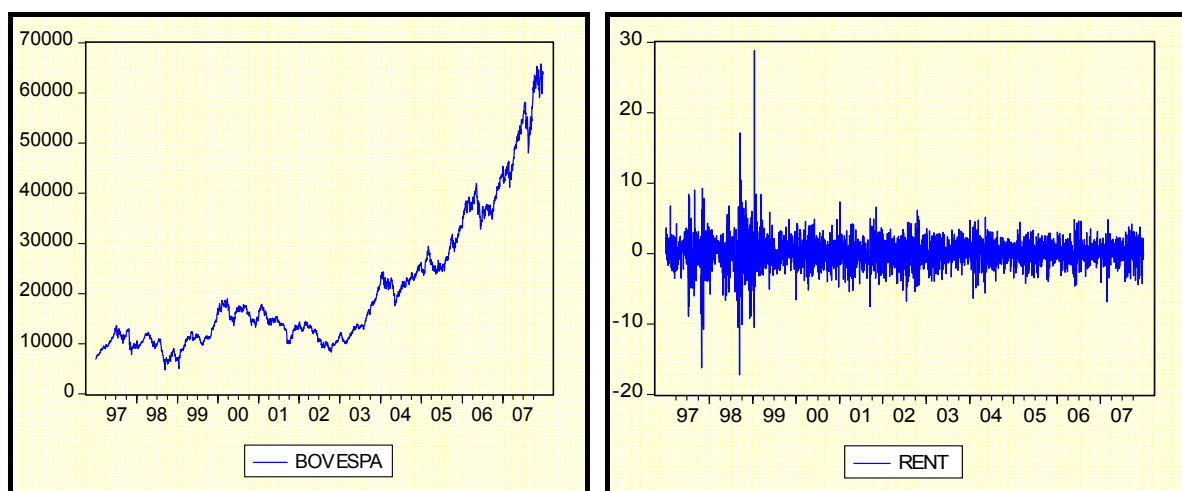
A. El Índice Bovespa de Brasil

La Bolsa de Valores de San Pablo fue fundada el 23 de agosto de 1890. Su principal índice es el BOVESPA que fue creado en 1.968. Este índice es el indicador más representativo de la evolución de precios del mercado accionario de Brasil y muestra el comportamiento de las principales acciones transadas en el mercado de Sao Paulo.

El Bovespa fue creado en 1968, está basado en una cartera compuesta por acciones que en conjunto representan el 80% del volumen transado durante los 12 meses anteriores a la definición de la misma y que hayan presentado operaciones al menos en el 80% de las ruedas durante ese período.

La muestra a analizar abarca desde el día 02/01/1997 hasta el día 30/12/2007, incluyendo 2.719 observaciones diarias de valor de cierre del índice.

Gráfico 7: Evolución del índice BOVESPA de BRASIL y Rentabilidad Porcentual Diaria entre enero de 1997 y Dic. 2007



FUENTE: propia sobre la base de datos obtenidos del sitio br.finance.yahoo.com (Internet, Feb. 2008).

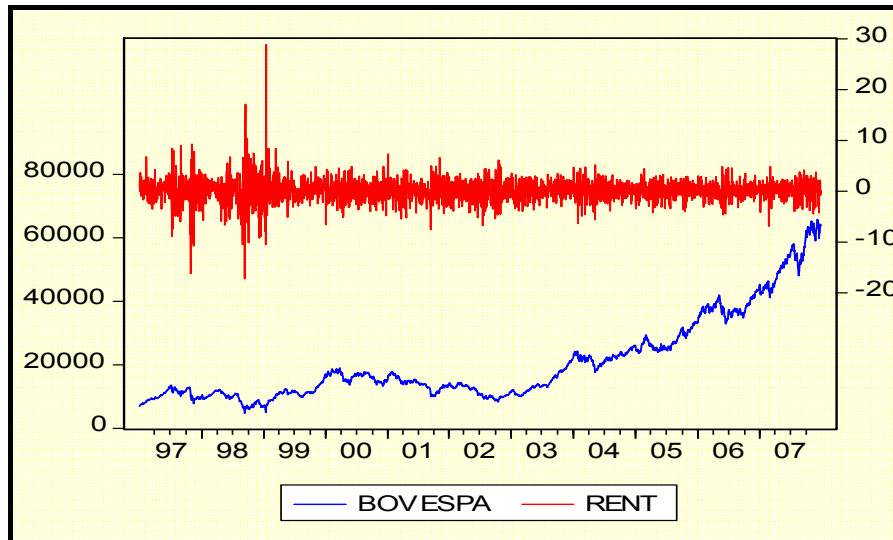
En la evolución del precio de cierre del Bovespa se puede visualizar dos periodos muy bien diferenciados. El primero hasta el 2002 caracterizado por fuertes fluctuaciones provocadas por una gran incertidumbre en el mercado financiero, generadas por efectos contagios de otras bolsas y por su propia crisis ocurrida a mediados de 1999. Estas crisis produjeron importantes salidas netas de capitales de corto plazo. Este periodo se destaca por bajos niveles del Índice Bovespa y hasta presencia de períodos de baja en los valores de la bolsa.

El segundo periodo estuvo diferenciado por un sostenido crecimiento de los valores del precio de cierre del índice, logrando un nivel record para el periodo de 65791 el 6 de Diciembre de 2007 muy lejano al valor mínimo del periodo de 4761 alcanzado el 10 de Septiembre de 1998.

En el Gráfico de rentabilidad diaria se observa un periodo de muy alta volatilidad hasta mediados de 1999, fecha donde se produce la crisis brasilera; donde la volatilidad se sale del rango $\pm 25\%$ y otro periodo, a partir de ahí, donde las fluctuaciones del rendimiento van moderándose paulatinamente alcanzando una banda de $\pm 3\%$

Al superponer ambos gráficos, se observa que generalmente los períodos de más fuerte volatilidad coinciden con los períodos descendentes en los valores del cierre del índice Bovespa.

Gráfico 8: Evolución del índice BOVESPA de BRASIL entre enero 1997 y diciembre 2007, comparación cierre y rentabilidad diaria en porcentaje

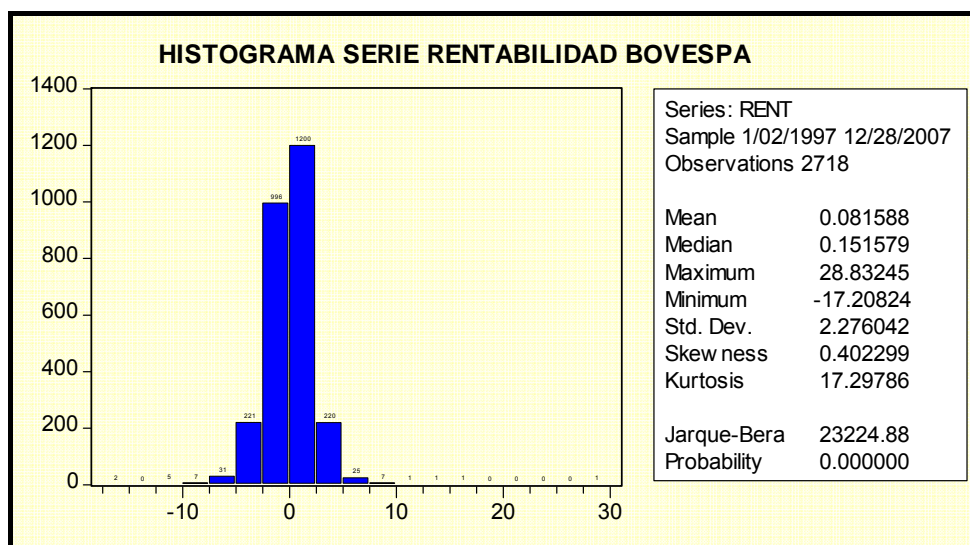


FUENTE: Elaboración propia sobre la base de datos obtenidos del sitio br.finance.yahoo.com (Feb. 2008).

1. Análisis la serie “rentabilidad”

Con una simple observación en la Gráfica 9 se puede afirmar a priori que presenta un elevado grado de concentración alrededor de los valores centrales de la variable rentabilidad. Hay una mayor concentración de los datos en torno a la media. Mientras que sus colas son mayores a las que presenta la distribución normal, particularmente a la derecha; caso un tanto atípico en los mercados bursátiles. Es decir, las probabilidades de rendimientos positivos (ganancias) en el mercado accionario brasileiro son mayores que las perspectivas de ganancias dadas por una distribución normal.

Gráfico 9: Histograma y estadísticos principales de la RENTABILIDAD diaria índice Bovespa entre enero 1997 y diciembre 2007



FUENTE: Elaboración propia sobre la base de datos obtenidos del sitio br.finance.yahoo.com (Feb. 2008)

El valor de rendimiento diario medio es de 0.08%, moviéndose mayormente en torno a cero por ciento, aunque la brecha entre la rentabilidad máxima y mínima fue de 45 puntos.

Los retornos en cuestión muestran un altísimo valor en la curtosis de 17.29, excediendo ampliamente el valor de 3. El valor de la asimetría es de 0.40 muy distante de un valor cero propuesto por la distribución normal, lo que sugiere que los retornos poseen leptocurtosis, esto significa que posee una mayor altura que la distribución normal con las colas más anchas y una cola derecha mayor a la normal.

El estadístico Jarque-Bera alcanza un valor de 23224.88, muy alejado de su valor crítico, lo que lleva a rechazar el supuesto de normalidad en los retornos del índice Bovespa. Por lo que se puede afirmar la ausencia de **normalidad** en la distribución.

2. Verificación de presencia del proceso AR(1)

Con el objeto de buscar la mejor ecuación de la media se ejecutan distintas regresiones de la variable rentabilidad, incluyendo como variables explicativas a una constante, constante y @TREND(1), una constante y AR(1), una constante y MA(1) y una constante y AR(1) MA(1) se compara y se elige a la ecuación que mejor representa a la media.

La elección se basa en la obtención de estadísticos t significativos respecto a los coeficientes arrojados por las distintas regresiones y por el menor valor del criterio de información akaike y mejor R^2 .

Los mejores modelos resultaron aquellos que incluyen como variable explicativa a una constante y AR(1) (AIC 4,482719) y una constante y la media móvil MA(1) (AIC 4.482290), ya que las restantes especificaciones arrojaron coeficientes con estadísticos no significativos y signo no esperado. Por lo que se valida la utilización de modelos autoregresivos para el cálculo de la volatilidad de la renta del Índice de la Bolsa de Sao Paulo.

A continuación se ejecuta la regresión de la variable Rentabilidad diaria del índice Bovespa como un proceso AR(1) para las 2718 observaciones para el periodo estudiado, luego se amplía el análisis para un AR(2), AR(3) y AR(4). Estas regresiones arrojan como resultado un estadístico t significativo para el coeficiente del elemento AR(1), como se observa en el Cuadro nº 6¹¹, no así para los coeficientes AR(2), AR(3) y AR(4) donde el estadístico t es poco significativo. Por lo que se está en presencia de un proceso autorregresivo de orden uno.

3. Heterocedasticidad en la Varianza

Otra característica que se tiene que dar en los mercados para la aplicación de los modelos de la familia ARCH es la heterocedasticidad en la varianza, la que se da cuando se deja de cumplir el supuesto de igualdad en la varianza para todo periodo i , comportándose de forma cambiante a lo largo del tiempo.

Uno de los métodos para verificar si la varianza de la serie rentabilidad del Índice BOVESPA, para el periodo analizado, deja de ser constante a lo largo del tiempo, es el contraste de White. Este test consiste en regresar los residuos al cuadrado de la regresión original en función de las variables explicativas, sus cuadrados y sus productos cruzados de a pares. Si todos los coeficientes de la regresión son conjuntamente distintos a cero, excepto la constante, se acepta la hipótesis de heterocedasticidad en la varianza.

¹¹ Ver pág. 66.

Se utiliza como estadísticos de contraste los estadístico F y TR^2 los que poseen una distribución Chi-cuadrado con $(p - 1)$ grados de libertad.

En el caso del rendimiento para el BOVESPA, los estadísticos F y TR^2 indican un 100% de probabilidad de existencia de heterocedasticidad, ya que el estadístico F alcanza un valor de 99.95 y del estadístico TR^2 de 186.40, muy por encima de 10.59, valor crítico arrojado por una distribución chi-cuadrado con 2 grados de libertad para un 99.5% grado de probabilidad. Dados los resultados obtenidos para los estadísticos F y el TR^2 (Cuadro nº 7)¹² se acepta la hipótesis alternativa de existencia de heterocedasticidad pues los coeficientes son altamente significativos.

4. Estimación de los Distintos Modelos de la Familia ARCH

Las características de la serie Rentabilidad BOVESPA justifican la elección de la aplicación de modelos ARCH, en consecuencia, se emplea la metodología propuesta por la familia de los modelos ARCH para identificar y estimar los parámetros que caracterizan cada modelo. El resultado es el que explica el comportamiento histórico de la serie, y también permite realizar acertadas predicciones sobre los cambios de tendencia de la volatilidad

En la Tabla 9 se puede apreciar que el modelo que presenta los mejores valores de los criterios de información Akaike y Schwarz es el TARCH (1,1) pero el término ARCH resultó poco significativo por lo que se lo descarta de la selección.

El mejor ajuste del modelo medido a través del R^2 lo adquiere el modelo asimétrico EGARCH. Es este modelo también el que minimiza los errores de estimación medidos a través de la suma al cuadrado de los residuos. Y fundamentalmente, es quien presenta los menores valores de los criterios de información Akaike y Schwarz., lo que lo hace el modelo predilecto a la hora de estimar la volatilidad de los rendimientos bursátiles en el mercado Brasileiro.

Tabla 9: Evaluación de la capacidad de los modelos para explicar la rentabilidad del índice BOVESPA

INDICADOR	ARCH(1)	GARCH(1,1)	TARCH(1,1)	EGARCH(1,1)	Component ARCH
R^2	0,000034	0,000483	0.001163	0.001329	0.000786
Sum squared resid	14074,31	14067,799	14058,42	14056,08	14063.72
Akaike info criterion	4,325590	4,195426	4.160491	4.168793	4.177250
Schwarz criterion	4,334287	4,206297	4.173536	4.181838	4.194643
Prob(F-statistic)	0.992846	0,859659	0.675914	0.607054	0.952105

Al observar las estadísticas de los residuos en la Tabla 10, se puede advertir que el modelo EGARCH mantiene una media muy cercana a cero y la mejor la varianza de 1.0006. Siendo este modelo asimétrico el que más se acerca a una distribución normal con media cero y varianza igual a 1. Además, su curtosis y sesgo caen a 4.29 y -0.23 acercándose a los valores de la distribución normal de 3 y 0, respectivamente. Todos estos indicadores de los residuos ratifican al modelo EGARCH(1,1) como el mejor *estimador* de la volatilidades bursátiles en el mercado carioca.

¹² Ver pág. 67.

Tabla 10: Características de la distribución de los residuos estandarizados de la rentabilidad del índice BOVESPA

INDICADOR	ARCH(1)	GARCH(1,1)	TARCH(1,1)	EGARCH(1,1)	Component ARCH
Media	-0.039928	-0.039908	-0.000964	-0.001027	-0.031237
Varianza	0.998794	0.998726	1.000620	1.000624	1.042441
Máximo	4.898170	5.457271	4.761060	5.077085	5.136549
Mínimo	-6.816543	-5.159345	-5.532686	-5.252654	-5.221675
Curtosis	5.922776	4.474035	4.147227	4.291049	4.206117
Asimetría	-0.280237	-0.292843	-0.254120	-0.232701	-0.287051
Jarque-Bera	1002.658	284.8104	178.2393	213.2173	201.9988

5. Predicción del Comportamiento del Índice BOVESPA

Es preciso verificar si las predicciones ratifican al modelo EGARCH (1,1) como el modelo más apropiado dado que se modela para predecir la volatilidad.

Para pronosticar la volatilidad, se utiliza como método de predicción la simulación de los modelos de estimación GARCH (1,1), EGARCH (1,1) y Component ARCH, se emplea el valor actual del rendimiento rezagado (y_{t-1}) para el cálculo de la primera predicción, luego para predecir las subsiguientes observaciones se utiliza el valor pronosticado del rendimiento (\hat{y}) en el periodo previo. A través de los parámetros obtenidos en el punto anterior se obtiene una nueva serie de predicciones, con la que se establece comparaciones con los valores de los rendimientos realmente alcanzados por el índice BOVESPA. En la Tabla 11 se presentan algunas de las medidas que se usan habitualmente para evaluar la capacidad predictiva de un modelo, estas medidas se generaron considerando los 2717 pronósticos generados mediante la simulación del modelo.

Tabla 11: Evaluación de la capacidad de los modelos para pronosticar el índice BOVESPA

INDICADOR	GARCH(1,1)	EGARCH(1,1)	Component ARCH
Raíz del error cuadrático medio	2.277160	2.276011	2.276783
Error absoluto medio	1.602422	1.603946	1.602456
Error porcentual absoluto medio	117.3325	106.9072	115.3178
Coefficiente U de Theil	0.936688	0.965534	0.941557
Proporción de Sesgo	0.001005	0.000001	0.000677
Proporción de Varianza	0.998763	0.999554	0.998955
Proporción de Covarianza	0.000231	0.000445	0.000368

Según los resultados de los estadísticos que evalúan la previsión: el modelo que produce los mejores pronósticos, de acuerdo al criterio del menor valor de la Raíz del Error Cuadrático Medio, es el EGARCH(1,1). Además es este modelo quien presenta el menor error de pronósticos en términos porcentuales. El menor coeficiente de sesgo, también lo posee el modelo EGARCH(1,1), cayendo a un valor de 0.000001, esto indica que la media de los pronósticos prácticamente no difieren de la media observada

El modelo que exhibe menor diferencia en sus varianzas y covarianzas con respecto a los datos observados es el GARCH(1,1).

En cuanto al coeficiente de *desigualdad de Theil* el menor valor lo obtuvo también el modelo GARCH (1,1), aunque en todos los modelos el coeficiente de desigualdad superó los 0.90 puntos, muy alejados del pronóstico perfecto que se obtiene con un coeficiente igual a cero.

No obstante, el modelo que puede considerarse como un *buen pronosticador* de la volatilidad del rendimiento del índice BOVESPA es el EGARCH(1,1).

El fruto de los análisis y regresiones realizadas nos lleva a asegurar que el modelo que es superior tanto para la *estimación* como también para la *predicción* de la volatilidad del rendimiento del índice BOVESPA en el mercado Brasileiro es el modelo EGARCH(1,1).

6. Elección definitiva del modelo más adecuado para el índice

El modelo que mejor estima y predice la volatilidad del Índice bursátil brasileiro BOVESPA, para el periodo analizado, es el **EGARCH (1,1)** cuya regresión se encuentra en el Cuadro nº 8¹³, en ella se observa que todos los coeficientes son estadísticamente significativos.

Ecuación de la media:

$$y_t = c + \gamma y_{t-1} + \varepsilon_t$$

$$y_t = 0.07977 + 0.051047 y_{t-1} + \varepsilon_t$$

La ecuación de la media indica que la rentabilidad diaria de corto plazo tiene un promedio de 0.079% lo que equivale a un 1.58% mensual (suponiendo 20 ruedas al mes) y a un 19.75% anual (suponiendo 250 ruedas al año). La media incondicional o renta media de largo plazo es de 0.084%.¹⁴ El solo el 5% de las noticias de rendimiento de ayer influye sobre el rendimiento de hoy.

Ecuación de la varianza:

$$\log(\sigma_t^2) = w + \alpha \text{abs}(\varepsilon_{t-1} / \sigma_{t-1}) + \gamma (\varepsilon_{t-1} / \sigma_{t-1}) + \beta \log(\sigma_{t-1}^2)$$

$$\log(\sigma_t^2) = -0.068591 + 0.187455 \text{abs}(\varepsilon_{t-1} / \sigma_{t-1}) - 0.134023 (\varepsilon_{t-1} / \sigma_{t-1}) + 0.9415421 \log(\sigma_{t-1}^2)$$

que es una linealización de :

$$\sigma_t^2 = (\sigma_{t-1}^2)^\beta \exp [w + \alpha \text{abs}(\varepsilon_{t-1} / \sigma_{t-1}) + \gamma (\varepsilon_{t-1} / \sigma_{t-1})]$$

$$\sigma_t^2 = (\sigma_{t-1}^2)^{0.9415421} \exp [-0.068591 + 0.187455 \text{abs}(\varepsilon_{t-1} / \sigma_{t-1}) - 0.134023 (\varepsilon_{t-1} / \sigma_{t-1})]$$

La rentabilidad diaria de corto plazo tiene una varianza condicional que oscila alrededor del 0.933% diario¹⁵, conformando el valor final de la varianza mediante la adición del valor de la varianza condicional del período anterior elevado a la 0.9415421 más el exponencial del valor absoluto del cociente del error del día anterior y la

¹³ Ver pág. 67.

¹⁴ $0.07977 / (1 - 0.051047)$

¹⁵ Surge de $\exp(-0.068591)$ suponiendo que la varianza del período anterior es nula y que el error de predicción del período anterior es también nulo.

dispersión del día anterior multiplicado por 0.187455, menos el exponencial del cociente del error del día anterior y la dispersión del día anterior multiplicado por 0.134023.

Este modelo capta el comportamiento asimétrico:

- ⇒ Las **buenas noticias** para el mercado tendrán un impacto sobre la volatilidad de $(\alpha + \gamma)$ o sea de 5%.
- ⇒ En cambio si ε_{t-1} es negativo, las **malas noticias** en el mercado tendrán un impacto $(\alpha - \gamma)$ en este caso de 0,321478 o sea que el impacto es del 32% sobre la volatilidad de los rendimientos del BOVESPA.

Matemáticamente:

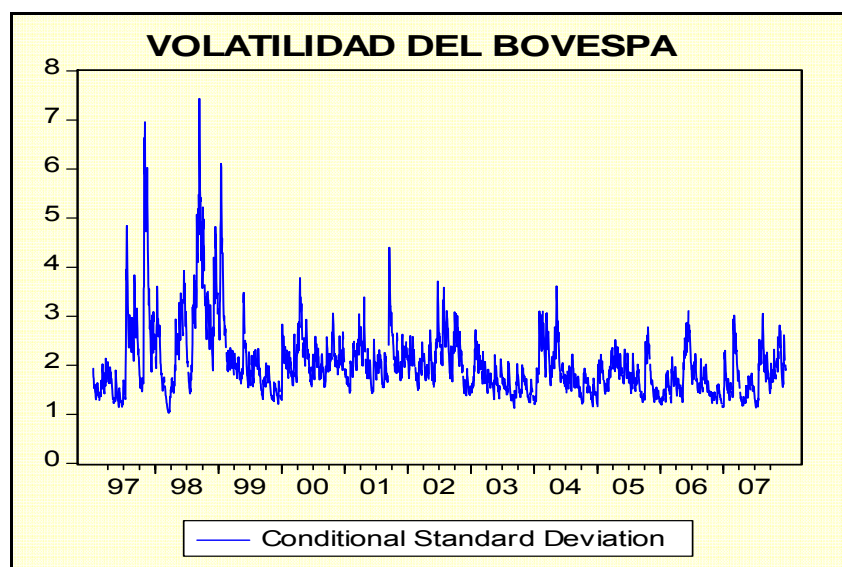
- ⇒ Si $\varepsilon_{t-1} > 0$ la varianza condicional es $\sigma_t^2 = (\sigma_{t-1}^2)^{0.941542} \exp [-0.068591 + 0.053432 (\varepsilon_{t-1}/\sigma_{t-1})]$
- ⇒ Si $\varepsilon_{t-1} < 0$ la varianza condicional es $\sigma_t^2 = (\sigma_{t-1}^2)^{0.941542} \exp [-0.068591 + 0.321478 (\varepsilon_{t-1}/\sigma_{t-1})]$

La varianza no condicional o de largo plazo¹⁶ es de 0.3093 % diario, lo que equivale a una volatilidad diaria del 0.5591%.

La persistencia en la volatilidad viene indicada por el parámetro β , para el caso brasilero es muy alta; mientras que γ mide la magnitud del efecto apalancamiento. La hipótesis del efecto apalancamiento se testea con la significatividad de γ , como el coeficiente es distinto de cero significa que el impacto es asimétrico. Además al ser $\gamma < 0$, implica que innovaciones negativas ejercen un mayor impacto sobre la volatilidad que innovaciones positivas de igual tamaño.

En cuanto a la estabilidad intrínseca, en una primera instancia se cumple ya que el coeficiente GARCH es INFERIOR a la unidad (0.9415421). Para confirmarlo efectuamos el test de Wald proponiendo como hipótesis nula que el coeficiente β sea igual a la unidad, dando por resultado un estadístico F igual a 82.3166 con un p-level de 0.00 rechazándose en consecuencia la hipótesis nula con un 100% de confianza.

Gráfico 10: Desviación estándar condicional de la regresión de la variable rentabilidad diaria del Índice BOVESPA como un proceso EGARCH(1,1)



FUENTE: Elaboración propia sobre la base de datos obtenidos del sitio br.finance.yahoo.com (Feb. 2008).

¹⁶ La varianza no condicional es constante y esta dada por: $\text{Var}[y_t] = \exp[w / (1 - \beta)]$

La significatividad mostrada por los parámetros de asimetría del modelo EGARCH sugiere que la volatilidad de los rendimientos del BOVESPA se ve afectada mayormente por los efectos de las malas noticias que por las buenas. La persistencia en la volatilidad y la presencia del efecto apalancamiento evidencian el aumento del nerviosismo en el mercado Brasileiro cuando hay caídas en la Bolsa.

En el Gráfico 10 se puede analizar la volatilidad del índice BOVESPA medido a través de la desviación estándar condicional de la regresión del modelo EGARCH(1,1). De la observación del gráfico se podría afirmar que hay dos períodos muy bien definidos: el primero hasta la crisis brasilera, caracterizado por una brusca volatilidad; y el segundo a partir de fines del 99, determinado por periodos de mayor calma.

En conclusión, el modelo EGARCH es quien mejor demostró ser bastante robusto para recoger y predecir la evolución de la volatilidad en los rendimientos del índice BOVESPA.

B. El Índice IPC de México

El Índice de Precios y Cotizaciones es el principal indicador de la Bolsa de Valores de México¹⁷, expresa el rendimiento del mercado accionario, en función de las variaciones de precios de una muestra balanceada, ponderada y representativa del conjunto de acciones cotizadas en la Bolsa. Este indicador, aplicado en su actual estructura desde 1978, expresa en forma fidedigna la situación del mercado bursátil y su dinamismo operativo

El IPC, con base en octubre de 1978, es un indicador altamente representativo y confiable del Mercado Accionario Mexicano. La muestra actualmente está integrada por 35 emisoras.

Del sitio de internet www.mx.finance.yahoo.com se obtuvieron los niveles de cierre diario del Índice de Precios y Cotizaciones IPC para el período del primero de enero de 1997 a fines de Diciembre de 2007. Eliminando los días que no hubo negociación en el mercado bursátil mexicano se obtienen 2756 observaciones. En el Gráfico 11 se describe el comportamiento del IPC durante el periodo de referencia.

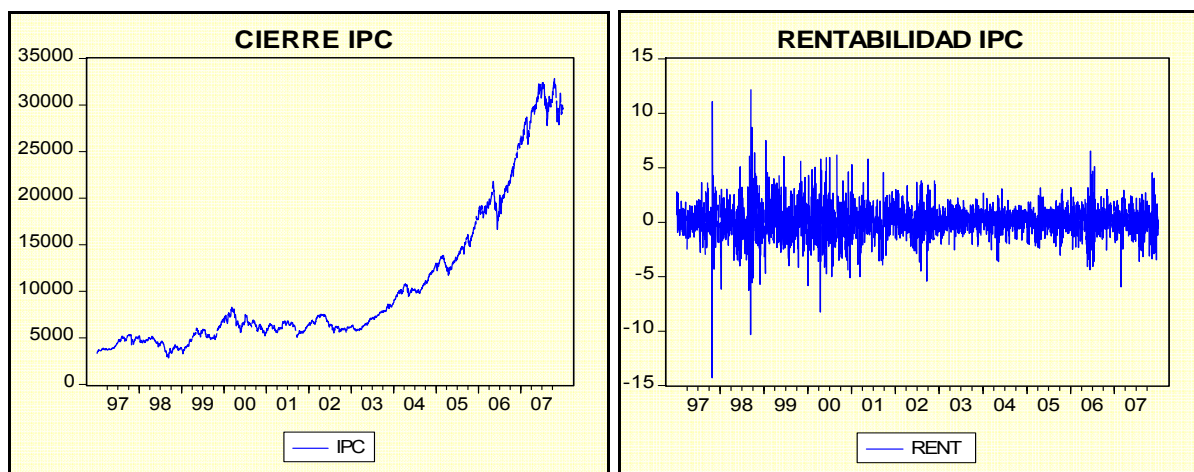
En la evolución del precio de cierre del IPC se puede visualizar al igual que en el caso de Argentina y Brasil, dos periodos muy bien diferenciados. El primero hasta el 2002 caracterizado por fuertes fluctuaciones en el mercado financiero. Este primer periodo se destaca por bajos niveles del índice y vasta presencia de períodos de fuertes bajas en los valores de la bolsa. El segundo periodo a partir de mediados del 2002, el cual estuvo diferenciado por un sostenido crecimiento de los valores del precio de cierre del índice IPC, logrando un nivel record para el periodo de 32.836,12 el 18 de Octubre de 2007 muy lejano al valor mínimo del periodo de 2.856,10 alcanzado el 10 de Septiembre de 1998.

En el Gráfico de rentabilidad diaria se observa un periodo de muy alta volatilidad hasta mediados de 2002, donde la volatilidad se sale del rango +/- 15% y otro periodo, a partir de ahí, donde las fluctuaciones del rendimiento van moderándose paulatinamente alcanzando una banda de +/-3%. A partir del año 2006 se nota un nuevo aumento en la volatilidad alcanzando rangos de +/-7%.

En el Gráfico 12 se superpone cierre y rendimiento. De su comparación se puede deducir la relación que existe entre períodos descendentes en los valores del cierre del índice IPC y los períodos de más fuerte volatilidad en los rendimientos.

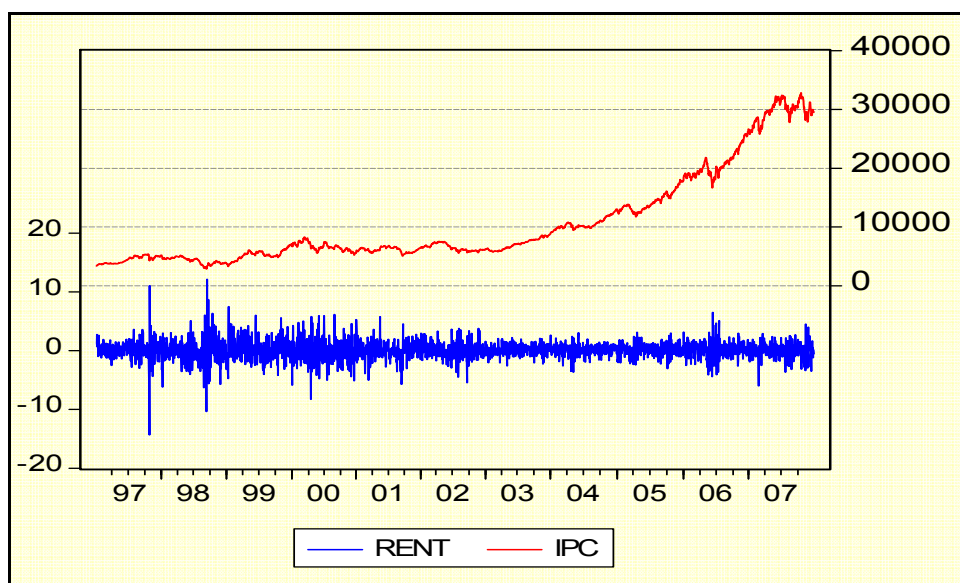
¹⁷ Bolsa de Valores de México, sitio web www.bmv.com.mx

Gráfico 11: Evolución del índice IPC de MEXICO y Rentabilidad Porcentual Diaria entre enero de 1997 y diciembre de 2007



FUENTE: Elaboración propia sobre la base de datos obtenidos del sitio mx.finance.yahoo.com (Feb. 2008).

Gráfico 12: Evolución del índice IPC de MEXICO entre enero de 1997 y diciembre de 2007, comparación cierre y rentabilidad diaria en porcentaje



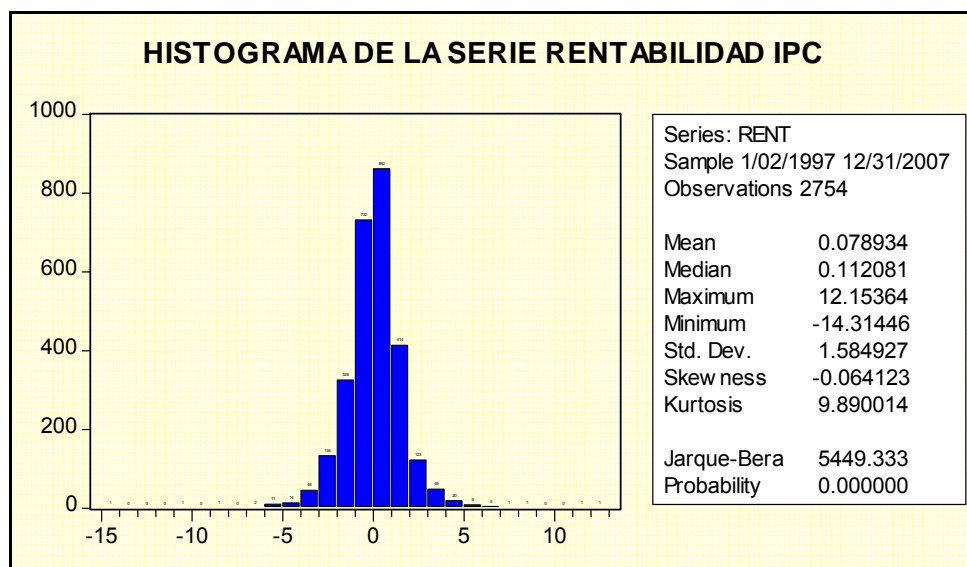
FUENTE: Elaboración propia sobre la base de datos obtenidos del sitio mx.finance.yahoo.com (Feb. 2008).

1. Análisis la serie “rentabilidad”

El histograma y los estadísticos principales de la serie rentabilidad se muestran en el Gráfico 13. La serie presenta una curtosis de 9.89 superior respecto a la distribución normal correspondiente y un ligero sesgo negativo de -0.06. Se observa elevado grado de concentración alrededor de los valores centrales de la variable rentabilidad, siendo mayor en relación a la distribución normal. Mientras que sus colas son más anchas que las que presentan la distribución normal, particularmente a la izquierda, lo que indicaría que la probabilidad de obtener ganancia diaria en el mercado accionario mexicano es levemente menor a la probabilidad de obtener pérdidas. Aunque en promedio la rentabilidad media del Índice de Precio y Cotizaciones esperada es de 0.078% diario.

La rentabilidad máxima del periodo trepa a 12.15%, mientras que la mínima cae a -14.31% siendo la brecha entre la rentabilidad máxima y mínima de 26.5 puntos.

Gráfico 13: Histograma y estadísticos principales de la RENTABILIDAD diaria índice IPC entre enero 1997 y diciembre 2007



FUENTE: propia sobre la base de datos obtenidos del sitio mx.finance.yahoo.com (Internet, Feb. 2008).

Dados los altos valores que alcanzan el coeficiente de curtosis y el estadístico Jarque-Bera, lo que sugiere que los retornos poseen leptocurtosis, se rechaza la hipótesis de distribución normal, esto significa **ausencia de distribución normal**.

2. Verificación de presencia del proceso AR(1)

En busca de la mejor ecuación de la media se ejecutan distintas regresiones de la variable rentabilidad del IPC, incluyendo como variables explicativas a una constante, constante y @TREND(1), una constante y AR(1), una constante y MA(1) y una constante y AR(1) MA(1) se compara y se elige a la ecuación que mejor representa a la media.

El criterio de elección se basa en la obtención de estadísticos t significativos respecto a los coeficientes arrojados por las distintas regresiones y por el menor valor del criterio de información akaike y mejor R^2 .

Las regresiones de los modelos de especificación de la media que arrojaron coeficientes significativos fueron aquellos que incluían coma variable explicativa a una constante, a una constante y un termino autorregresivo AR(1) y una constante y la media móvil MA(1), obteniendo los menores valores del criterio información akaike el modelo que incluye una C y AR(1) (AIC 3.753686) y el modelo que incorpora C y MA(1) (AIC 3.753050). Por lo que se valida la utilización de modelos autoregresivos para el cálculo de la volatilidad de la renta del índice de la bolsa de México.

Para testear el orden de rezagos del modelo autorregresivo se corre la regresión a través del método de los mínimos cuadrados como un proceso AR(1), AR(2), AR(3) y AR(4).

Los resultados de las regresiones arrojó un coeficiente significativo para el elemento AR(1), como se puede observar en el Cuadro nº 9¹⁸ y coeficientes no

¹⁸ Ver pág. 68.

significativos para las variables AR(2), AR(3) y AR(4) donde el estadístico t no alcanzó un valor mayor que 2 en términos absolutos¹⁹, aceptando, por ende, la hipótesis nula de coeficientes poblacionales igual a cero, por lo que se está en presencia de un proceso autorregresivo de orden uno.

3. Heterocedasticidad en la Varianza

El problema de **heterocedasticidad** aparece cuando la varianza deja de ser constante a lo largo de toda la serie y de comportarse de forma sistemática. Esta característica que suele darse en las series financieras queda muy bien capturada en los modelos de la familia ARCH.

Para corroborar la existencia de heterocedasticidad en la varianza de la serie rentabilidad del IPC, para el periodo bajo análisis, se aplica el contraste de White. Este test consiste en regresar los residuos al cuadrado de la regresión original en función de las variables explicativas, sus cuadrados y sus productos cruzados de a pares. Si todos los coeficientes de la regresión son conjuntamente distintos a cero, excepto la constante, se acepta la hipótesis de heterocedasticidad en la varianza. Los estadísticos de contraste son F y TR^2 los que poseen una distribución Chi-cuadrado con $(p - 1)$ grados de libertad.

Al correr el test de White a través del Eviews 5 (Cuadro nº 11²⁰) se puede confirmar que todos los coeficientes de la regresión son conjuntamente significativos y distintos de cero. Los estadísticos de contraste arrojan para F un valor de 141.36 y para TR^2 de 256.64 muy por encima del valor crítico de 10.59 concebido por una distribución chi-cuadrado con 2 grados de libertad para un 99.5% grado de probabilidad. Dado estos resultados, se acepta con un 100% de probabilidad, la hipótesis alternativa de existencia de heterocedasticidad en la varianza de la serie rentabilidad del IPC.

4. Estimación de los Distintos Modelos de la Familia ARCH

Las características contrastadas en los puntos anteriores para la serie rentabilidad del índice de precio y cotizaciones justifican la elección de modelos ARCH para estimar su volatilidad, en consecuencia, se emplea la metodología propuesta para identificar y estimar los parámetros para cada modelo.

Tabla 12: Evaluación de la capacidad de los modelos para explicar la rentabilidad del índice IPC

INDICADOR	ARCH(1)	GARCH(1,1)	TARCH(1,1)	EGARCH(1,1)	Component ARCH
R^2	0,005295	0,004167	0.005723	0.005663	0.004332
Sum squared resid	6877.841	6885.643	6874.883	6875.299	6884.500
Akaike info criterion	3,666877	3.508360	3.470944	3.468477	3.491321
Schwarz criterion	3,675479	3.519113	3.483847	3.481380	3.506375
Prob(F-statistic)	0.00.2194	0,021675	0.007516	0.008054	0.063520

La totalidad las regresiones efectuadas dieron como resultado que todos los coeficientes que acompañaban a la media y la varianza resultaron ser *significativos*.

¹⁹ Ver Cuadro nº 10, pág. 68.

²⁰ Ver pág. 69.

El resumen de los resultados obtenidos en las regresiones se encuentra en la Tabla 12. De su análisis se puede optar por el modelo EGARCH(1,1) por poseer los menores valores emanados de los coeficientes Akaike y Schwarz. Aunque es de destacar que el modelo TARCH (1,1) es el que obtiene menores residuos y el que presenta mayor grado de bondad del ajuste del modelo, es decir mayor R^2 .

Del análisis de los estadísticos principales de los residuos buscando una distribución que se acerque a la normal (Tabla 13), se puede concluir que en todos los modelos examinados existe ausencia de **normalidad**, ya que todos los modelos presentan una curtosis superior a 3 y un coeficiente de asimetría por debajo de cero; asimismo, en todos los casos el test de Jarque-Bera da muy alejado del valor crítico de 10,59 correspondiente a una distribución Chi cuadrado con dos grados de libertad al 99,5% de confianza.

Los modelos que más se aproximan a una distribución normal con media cero y varianza igual a 1 son los modelos TARCH(1,1) y EGARCH(1,1), además son quienes presentan los coeficientes de curtosis y asimetría mas próximos a una distribución normal. Al mismo tiempo obtienen los menores estadísticos de Jarque-Bera.

Todos estos indicadores de los residuos ratifican al modelo EGARCH(1,1) como el mejor *estimador* de la volatilidad del índice de precios y cotizaciones del mercado bursátil mexicano.

Tabla 13: Características de la distribución de los residuos estandarizados de la rentabilidad del índice IPC

INDICADOR	ARCH(1)	GARCH(1,1)	TARCH(1,1)	EGARCH(1,1)	Component ARCH
Media	-0.030141	-0.058123	-0.011394	-0.005314	-0.053267
Varianza	0.999430	0.996724	1.000048	0.999752	0.991840
Máximo	5.021937	4.923521	4.931769	4.407152	4.068136
Mínimo	-7.274896	-6.648791	-5.536419	-6.084839	-6.585733
Curtosis	6.289616	5.009391	4.421526	4.513735	4.614738
Asimetría	-0.058856	-0.284333	-0.163129	-0.186187	-0.273083
Jarque-Bera	1242.914	500.2471	244.0053	278.7477	333.3053

5. Predicción del Comportamiento del Índice IPC

Dado que se modela para predecir, sería preciso confirmar si las predicciones ratifican al modelo EGARCH (1,1) como el modelo más apropiado para modelar la volatilidad en el mercado mexicano.

El procedimiento de elaboración de los pronósticos dinámicos consiste en predecir el precio del siguiente periodo considerando los parámetros de la ecuación de la media y varianza de los rendimientos obtenidos al considerar la volatilidad cambiante en el tiempo mediante los modelos GARCH, TARCH y EGARCH estimados.

En la Tabla 14 se presentan algunas de las medidas que se emplean convencionalmente para evaluar la capacidad predictiva de cada modelo para pronosticar, estas medidas se obtienen considerando los 2754 pronósticos del rendimiento del IPC generados por medio de la simulación de los tres modelos anteriormente mencionados. En términos generales, puede considerarse como los mejores vaticinadores de la volatilidad del rendimiento del índice IPC a los modelos EGARCH(1,1) y TARCH(1,1).

Tabla 14: Evaluación de la capacidad de los modelos para pronosticar el índice IPC

INDICADOR	GARCH(1,1)	TARCH(1,1)	EGARCH(1,1)
Raíz del error cuadrático medio	1.586625	1.584775	1.584737
Error absoluto medio	1.120213	1.119667	1.119821
Error porcentual absoluto medio	142.7397	121.1050	118.5323
Coefficiente U de Theil	0.910522	0.945328	0.950119
Proporción de Sesgo	0.002369	0.000049	0.000003
Proporción de Varianza	0.995351	0.997352	0.997335
Proporción de Covarianza	0.002280	0.002599	0.002662

Según los resultados de los indicadores que evalúan la facultad de predicción y siguiendo con el criterio del menor valor de la Raíz del Error Cuadrático Medio, el modelo que produce los mejores pronósticos es el EGARCH(1,1). Posee además el menor error de pronósticos en términos porcentuales. Es importante destacar el alto porcentaje de error medio que presentan los pronósticos, todos superan al 100%.

La *proporción de sesgo* indica cuan lejos la media de los pronósticos está de la media de los valores observados. Si la predicción es buena el coeficiente del sesgo debe ser pequeño, si es alto indica que la predicción de la media de la rentabilidad es muy pobre. Para este estadístico el modelo que alcanza el valor más pequeño es el EGARCH, cayendo a un valor de 0.000003, lo que indica que la media de los pronósticos prácticamente no difiere de la media observada.

El coeficiente de *desigualdad de Theil* es un valor comprendido entre cero y uno, en donde cero indica un pronóstico perfecto. Para el caso del pronóstico del IPC, el coeficiente de desigualdad indica que el mejor ajuste del modelo para pronosticar lo posee el modelo **GARCH (1,1)**, por presentar los valores más cercanos a cero. Aunque en los tres modelos examinados el coeficiente de Theil supera 0.90 acercándose a la unidad. Lo que indica que queda mucho que trabajar en materia de modelización para pronóstico.

El modelo GARCH es, además, el que alcanza los menores valores de proporción de varianza y covarianza. El mayor valor de proporción de covarianza se lo atribuye al modelo EGARCH, lo que evidencia que los errores de pronóstico de este modelo obedecen en gran medida a su parte no sistemática.

Por todo lo analizado, el modelo que puede considerarse como el mejor *pronosticador* de la volatilidad del rendimiento del índice IPC es el modelo asimétrico EGARCH(1,1).

Los resultados emanados del análisis de los pronósticos llevan a ratificar al modelo EGARCH (1,1) como el modelo más apropiado tanto para la *estimación* como también para la *predicción* de la volatilidad de los rendimientos del índice IPC en el mercado Mexicano.

Es justo mencionar que el modelo TARCH también es bastante robusto para recoger la evolución de la volatilidad del mercado financiero de México.

6. Elección definitiva del modelo más adecuado para el índice.

El resultado de los análisis y regresiones realizadas en las secciones anteriores conduce a la selección del modelo **EGARCH (1,1)** como el más adecuado para la

estimación y predicción de la volatilidad del índice IPC, para el periodo analizado, ya que es quién ofrece mejores predicciones en todos los horizontes.

En el Cuadro nº 12²¹ se representa la regresión de la serie rentabilidad del IPC como un proceso EGARCH (1,1), de ella se desprenden los coeficientes que mejor describen al comportamiento de la media y la varianza cambiante de la serie. Se verifica que todos los coeficientes son estadísticamente significativos.

Ecuación de la media:

$$y_t = c + \gamma y_{t-1} + \varepsilon_t$$

$$y_t = 0,081109 + 0,110570 y_{t-1} + \varepsilon_t$$

La rentabilidad media diaria de corto plazo tiene un promedio de 0.081% lo que equivale a un 1.62% mensual (suponiendo 20 ruedas al mes) y a un 20.27% anual (suponiendo 250 ruedas al año), siendo levemente superior a la obtenida por el mercado de valores argentino y brasilero en el mismo periodo. La media incondicional o renta media de largo plazo es de 0.091%.²² El impacto de las noticias de ayer sobre los rendimientos de hoy es del 11%.

Ecuación de la varianza:

$$\log(\sigma_t^2) = w + \alpha \text{abs}(\varepsilon_{t-1} / \sigma_{t-1}) + \gamma (\varepsilon_{t-1} / \sigma_{t-1}) + \beta \log(\sigma_{t-1}^2)$$

$$\log(\sigma_t^2) = -0.126591 + 0.194748 \text{abs}(\varepsilon_{t-1} / \sigma_{t-1}) - 0.132336 (\varepsilon_{t-1} / \sigma_{t-1}) + 0.963091 \log(\sigma_{t-1}^2)$$

que es una linealización de:

$$\sigma_t^2 = (\sigma_{t-1}^2)^\beta \exp [w + \alpha \text{abs}(\varepsilon_{t-1} / \sigma_{t-1}) + \gamma (\varepsilon_{t-1} / \sigma_{t-1})]$$

$$\sigma_t^2 = (\sigma_{t-1}^2)^{0.963091} \exp [-0.126591 + 0.194748 \text{abs}(\varepsilon_{t-1}/\sigma_{t-1}) - 0.132336 (\varepsilon_{t-1}/\sigma_{t-1})]$$

La varianza condicional de corto plazo fluctúa alrededor del 0,88% diario²³, bajo el supuesto que la varianza del día anterior sea nula y que el error de predicción del período anterior sea también nulo. El valor final de la varianza se forma mediante la adición del valor de la varianza condicional del período anterior elevado a la 0.963091 más el exponencial del valor absoluto del cociente del error del día anterior y la dispersión del día anterior multiplicado por 0.194748, menos el exponencial del cociente del error del día anterior y la dispersión del día anterior multiplicado por 0.132336.

El comportamiento asimétrico queda perfectamente capturado en este modelo:

- Si $\varepsilon_{t-1} > 0$ la varianza condicional es $\sigma_t^2 = (\sigma_{t-1}^2)^{0.963091} \exp [-0.126591 + 0.062412(\varepsilon_{t-1}/\sigma_{t-1})]$
- Si $\varepsilon_{t-1} < 0$ la varianza condicional es $\sigma_t^2 = (\sigma_{t-1}^2)^{0.963091} \exp [-0.126591 + 0.327084 (\varepsilon_{t-1}/\sigma_{t-1})]$

Las *buenas noticias* que se generen en el mercado mexicano tendrán un impacto sobre la volatilidad del 6.25%. En cambio, las *malas noticias* en el mercado tienen un impacto de $(\alpha - \gamma)$ o sea que el impacto será del 32% sobre la volatilidad de los rendimientos del IPC.

La varianza no condicional o de largo plazo es constante y esta dada por: $\text{Var}[y_t] = \exp [w / (1 - \beta)]$ alcanzando un valor de 0.032% diario, lo que equivale a una volatilidad diaria del 0.18%.

²¹ Ver pág. 69.

²² Es el resultado del cociente $(c/1-\gamma) = [0.081109/(1-0.110570)]$

²³ Surge de $\exp(-0.126591)$

El parámetro β es un indicador de la persistencia de la volatilidad. Alcanzando β un valor de 0.963091 se está en condiciones de asegurar la alta persistencia de la volatilidad que se produce en el mercado mexicano ante situaciones de shocks.

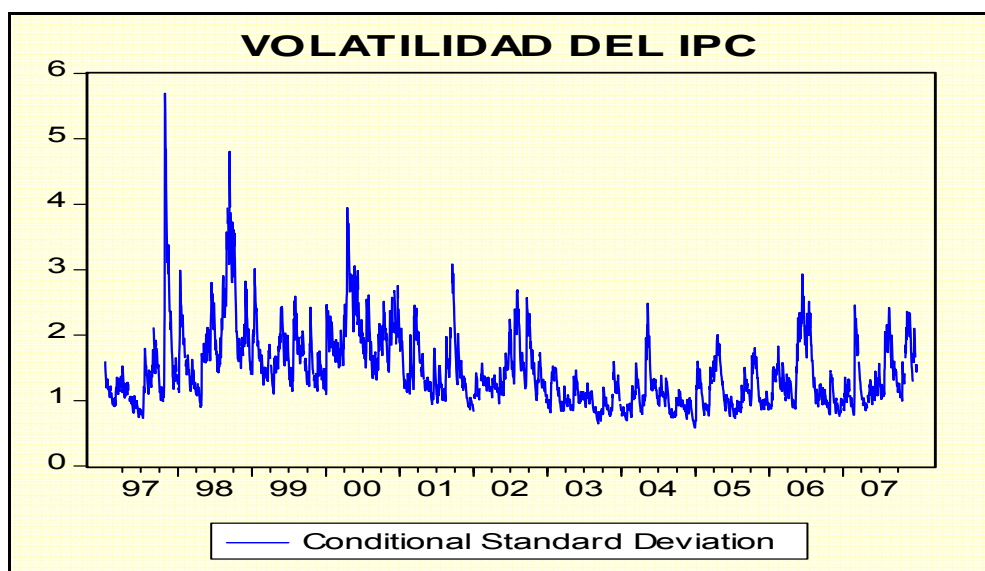
El alcance del efecto apalancamiento lo mide el parámetro γ . La hipótesis del efecto apalancamiento se testea con la significatividad de γ . Como puede observarse en el Cuadro nº 12²⁴ el coeficiente γ es distinto de cero, lo que implica que el impacto es asimétrico. Además al ser $\gamma < 0$, indicaría que las innovaciones negativas ejercen un mayor impacto sobre la volatilidad que las innovaciones positivas de igual tamaño.

En cuanto a la estabilidad intrínseca, en una primera instancia se cumple ya que el coeficiente β es inferior a la unidad (0.963091). Para confirmarlo se formaliza el test de Wald proponiendo como hipótesis nula que el coeficiente GARCH sea igual a la unidad, dando por resultado un estadístico F igual a 83.9499 con un p-level de 0.00, superior al valor crítico, rechazándose en consecuencia la hipótesis nula con un 100% de confianza.

Puede destacarse como características típicas del Mercado Bursátil Mexicano la persistencia en la volatilidad y la presencia del efecto apalancamiento. La volatilidad de los rendimientos del IPC se ve afectada en mayor magnitud por los efectos de las malas noticias que por las buenas.

La desviación estándar condicional de la regresión del modelo EGARCH(1,1) es una medida representativa de la volatilidad del índice IPC. De la observación del Gráfico 14 se podría distinguir dos momentos muy bien definidos: uno de bruscas oscilaciones alcanzando magnitudes cercanas al 6%, intercalándose con periodos de mayor calma, donde la volatilidad no supera los 1.5%.

Gráfico 14: Desviación estándar condicional de la regresión de la variable rentabilidad diaria del índice IPC como un proceso EGARCH(1,1)



En conclusión, el modelo quien mejor demostró ser bastante robusto para recoger y predecir el riesgo del mercado bursátil mexicano, medido a través la evolución de la volatilidad en los rendimientos del índice IPC, es el **EGARCH(1,1)**. Cuya característica principal es reflejar fielmente la asimetría existente en los mercados en cuanto a la reacción de los inversores ante las buenas y las malas noticias que se dan en México.

²⁴ Ver pág. 69.

C. El Índice IGPA de Chile

La bolsa de Comercio de Santiago publica tres índices Bursátiles: el Índice General de Precios de Acciones (IGPA), el Índice General de Precios Selectivo de Acciones (IGSA) y el INTER-10.

El IGPA²⁵ creado en 1958 se compone de la mayoría de las acciones con cotización bursátil. Su finalidad es medir las variaciones de precio del mercado accionario en un contexto de largo plazo. Esta medición se efectúa a través del Patrimonio Bursátil o Valor Bolsa de las diferentes sociedades componentes, clasificadas en rubros y sub-rubros, dentro del índice según su actividad. El índice General de Precios de Acciones se obtiene a través de un promedio simple de las variaciones de precio diario de todas las acciones que pertenecen a éste. Este promedio de variaciones, incrementa porcentualmente el valor del índice del día anterior.

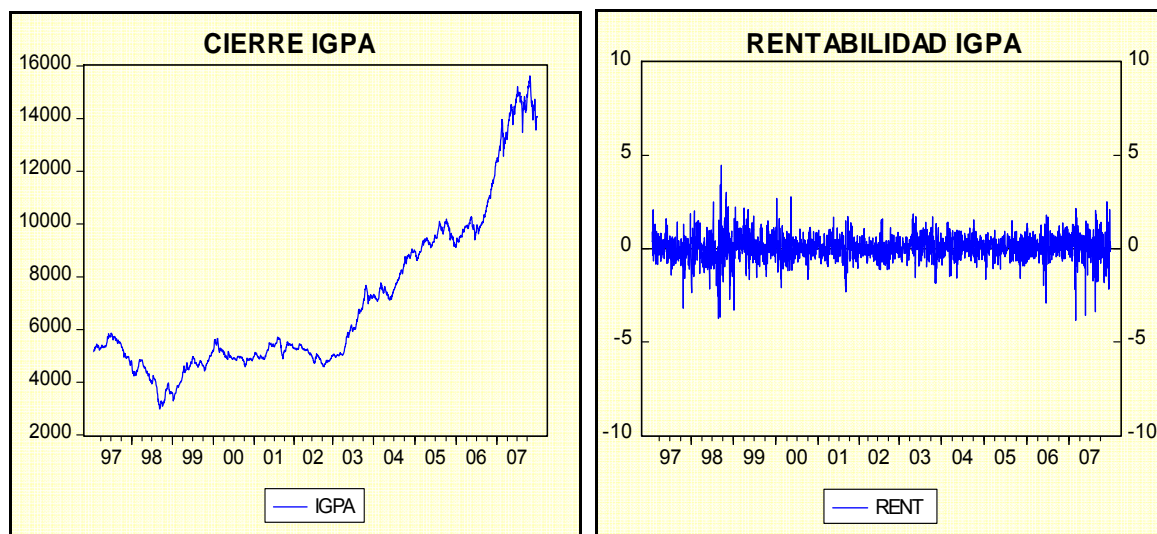
La cartera de este índice se re-evalúa cada 30 de diciembre de cada año, de acuerdo a la frecuencia en que se registran sus operaciones y a los volúmenes transados. La base son los 100 puntos a partir del 30 de diciembre de 1980.

A partir de enero de 2008 la Bolsa de Comercio de Santiago modifica la metodología de selección y cálculo de sus índices accionarios.

El IGPA, a partir de ahora, queda constituido por todas las sociedades cuyo monto transado anual en la Bolsa de Comercio de Santiago supere 360.000 dólares, y cuya presencia bursátil anual (días transados/días hábiles) sea igual o mayor a un 5%.

La metodología de cálculo de todos los índices de la Bolsa de Comercio de Santiago responderá a una estructura de índices de capitalización ajustada por free-float. De este modo, la participación de cada sociedad en el respectivo índice quedará definida por la valorización bursátil del número efectivo de acciones disponibles para ser transadas en el mercado.

Gráfico 15: Evolución del índice IGPA de Chile y Rentabilidad Porcentual Diaria entre enero 1997 y diciembre 2007



FUENTE: Elaboración propia sobre la base de datos obtenidos del sitio www.infomercados.com (Feb. 2008)

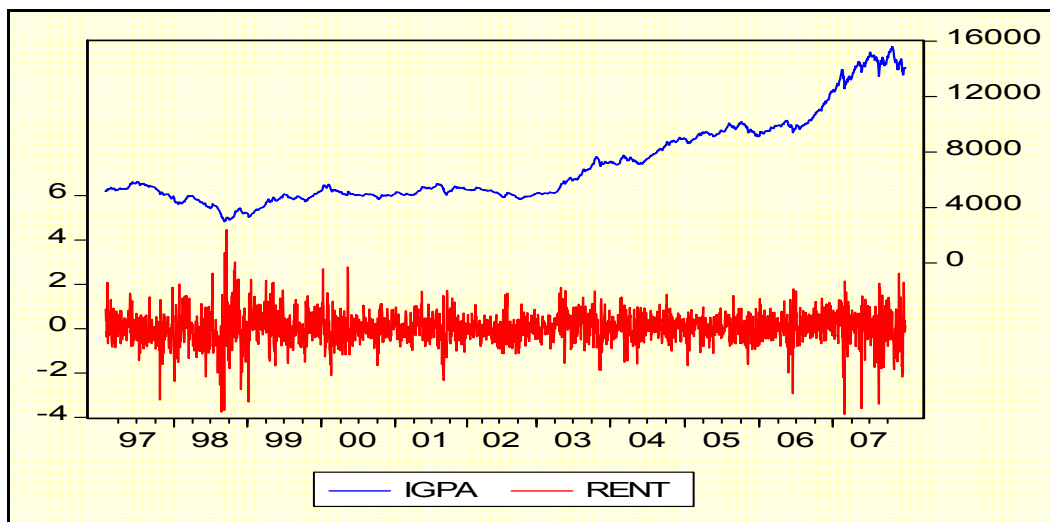
²⁵ Sitio internet: www.bolsadesantiago.com.

La serie bajo estudio se obtuvo del sitio de internet www.infomercados.com. De ahí se extrajeron los valores de cierre diario del índice General de Precios de Acciones para el periodo que va desde el 29/01/1997 al 30/12/2007. Excluyendo de la muestra los días que no hubo negociación en el mercado de Santiago se capturan 2704 observaciones, las cuales quedan reflejadas en el Gráfico 15, el cual describe el comportamiento del valor de cierre y rentabilidad del índice IGPA durante el periodo de referencia.

La Gráfica de la evolución del precio de cierre del IGPA es muy parecida a la evolución de los índices de los países ya estudiados. Muestra, al igual que en el caso de Argentina, México y Brasil, dos periodos muy bien diferenciados. El primero hasta el 2002 caracterizado por bruscas oscilaciones de precios proveniente de fuertes incertidumbres provocadas por los continuos shocks externos. Destacándose este periodo por bajos niveles del índice y una enorme cantidad de períodos de bajas en los valores de la bolsa. El segundo periodo, al igual que el resto de los países muestra un sostenido crecimiento de los valores del precio de cierre del índice IGPA logrando el nivel record para el periodo de 15.618,38 el 25 de Octubre de 2007 muy lejano al valor mínimo del periodo de 2.980,95 alcanzado el 14 de Septiembre de 1998.

En el Gráfico de rentabilidad diaria se observa un periodo de alta volatilidad hasta mediados de 2002, donde la volatilidad se sale del rango $\pm 5\%$ y otro periodo, a partir de ahí, donde las fluctuaciones de los rendimientos van moderándose paulatinamente, alcanzando una banda de $\pm 1\%$. A partir del año 2006, al igual que México, exhibe un nuevo brote en la volatilidad, ocasionado por la incertidumbre que contagia Estados Unidos, alcanzando rangos de oscilaciones en la rentabilidad de $\pm 3.5\%$. Aunque puede observarse que las variaciones más fuertes se dan ante la baja.

Gráfico 16: Evolución del índice IGPA de Chile entre enero de 1997 y diciembre 2007, comparación cierre y rentabilidad diaria en porcentaje



FUENTE: Elaboración propia sobre la base de datos obtenidos del sitio www.infomercados.com (Feb. 2008).

Al superponer los gráficos de cierre y rentabilidad del IGPA, se observa la gran correlación existente entre los períodos de más fuerte volatilidad con los períodos de bajas en los valores del cierre del índice General de Precios de Acciones (Gráfico nº 16).

Es interesante destacar, que si bien el índice IGPA exhibe reacciones en su comportamiento muy similar al resto de los principales índices bursátiles latinoamericanos, la magnitud de sus fluctuaciones es mucho menor, reflejando esto la mayor tranquilidad reinante en el mercado Chileno, ya que el índice está fuertemente influenciado por empresas de servicios que fueron privatizadas.

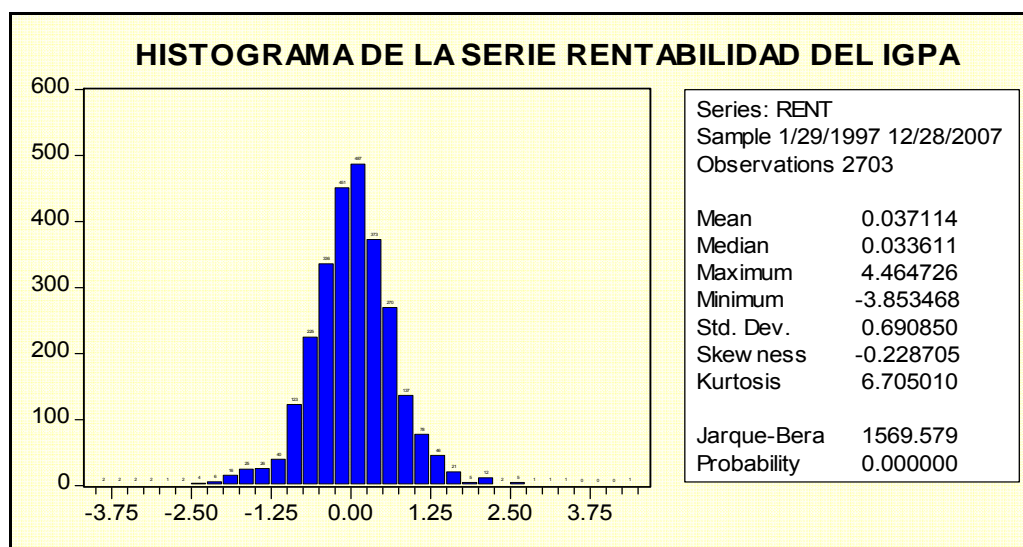
1. Análisis la serie “rentabilidad”

El Gráfico 17 refleja el histograma y los principales estadísticos de la serie rentabilidad del índice IGPA. En él se observa un elevado grado de concentración alrededor de los valores centrales de la variable rentabilidad, siendo mayor en relación a la distribución normal. Mientras que sus colas son más anchas que las derivadas de una distribución normal, particularmente a la izquierda, lo que indicaría que las probabilidades de rendimientos negativos en el mercado accionario chileno son mayores que las perspectivas de pérdidas dadas por una distribución normal.

La serie presenta una curtosis de 6.70, superior al valor crítico 3 que ostenta la distribución normal; un coeficiente de asimetría negativo de -0.2287 distante de cero y un estadístico Jarque – Bera que alcanza un valor de 1569.57 muy alejado de su valor crítico. Los altos valores que alcanzan el coeficiente de curtosis y el estadístico Jarque-Bera, sugieren una distribución en los retornos leptocúrtica, rechazando la hipótesis de distribución normal, esto significa ausencia de distribución normal.

En promedio la rentabilidad media esperada del índice General de Precio de Acciones es de 0.037% diario. La rentabilidad diaria máxima alcanzada en el periodo asciende a 4.46%, mientras que la mínima cae a -3.85% siendo la brecha entre la rentabilidad máxima y mínima de 8.3 puntos. Mucho menor a las brechas que presentaron los anteriores países analizados, esto marca la tranquilidad en el mercado Chileno. La rentabilidad esperada es baja, pero su nivel de riesgo es mucho menor con respecto a otros países emergentes, lo que lo hace atractivo para los inversores adversos al riesgo.

Gráfico 17: Histograma y estadísticos principales de la RENTABILIDAD diaria índice IGPA entre enero 1997 y diciembre 2007



FUENTE: Elaboración propia sobre la base de datos obtenidos del sitio www.infomercados.com (Feb. 2008)

2. Verificación de presencia del proceso AR(1)

La intención de este apartado es testear cuales son las variables explicativas que influyen sobre la rentabilidad media, determinando la mejor ecuación esta variable. El criterio de elección se basa, a través de distintas regresiones, en la obtención de

estadísticos t significativos respecto a los coeficientes arrojados por las distintas regresiones y por el menor valor del criterio de información Akaike y mejor R^2 .

Para ello se ejecuta una serie de regresiones sobre la variable rentabilidad del IGPA incluyendo como variables explicativas a una constante, constante y @TREND(1), una constante y AR(1), una constante y MA(1) y una constante y AR(1) MA(1) se compara y se elige a la ecuación que mejor representa a la media de acuerdo a los criterios anteriormente mencionados.

Todas las regresiones de los modelos de especificación de la media que arrojaron coeficientes significativos. Obteniendo los menores valores del criterio información akaike el modelo que incluye una C y AR(1) (AIC 1.996406) y el modelo que incorpora C y AR(1) MA(1) (AIC 1.995497). También son estas dos especificaciones las que obtienen los mayores indicadores de ajustes de la regresión R^2 . Los resultados obtenidos permiten validar la utilización de modelos autoregresivos para el cálculo de la volatilidad de la renta del índice de la bolsa de Santiago de Chile.

Para evaluar el orden de rezagos óptimos del modelo autorregresivo se corre la regresión de la variable Rentabilidad diaria del índice IGPA para las 2702 observaciones para el periodo estudiado a través del método de los mínimos cuadrados como un proceso AR(1), AR(2), AR(3) y AR(4).

Las regresiones arrojaron como resultado coeficientes significativos para el elemento AR(1) en las sucesivas regresiones, como se puede observar en el Cuadro nº 13²⁶ y coeficientes no significativos para las variables AR(2), AR(3) y AR(4) donde el estadístico t no alcanzó un valor mayor que 2 en términos absolutos²⁷, aceptando, por ende, la hipótesis nula de coeficientes poblacionales igual a cero. Por lo que se está en presencia de un proceso autorregresivo de orden uno.

3. Heterocedasticidad en la Varianza

Para corroborar la existencia de varianzas cambiante en el tiempo para la serie rentabilidad del IGPA, para el periodo bajo análisis, se aplica el contraste de White. Si todos los coeficientes de la regresión son conjuntamente distintos a cero, se acepta la hipótesis de heterocedasticidad en la varianza. Los estadísticos de contraste utilizados por el test de White son F y TR^2 los que poseen una distribución Chi-cuadrado con $(p - 1)$ grados de libertad.

Los resultados arrojados por el Test aplicados al índice Bursátil Chileno pueden visualizarse en el Cuadro nº 15²⁸. Todos los coeficientes de la regresión son conjuntamente significativos y distintos de cero. Los estadísticos de contraste arrojan para F un valor de 153.52 y para TR^2 de 275.99 muy por encima del valor crítico de 10.59 concebido por una distribución chi-cuadrado con 2 grados de libertad para un 99.5% grado de probabilidad.

Dado estos resultados, se acepta con un 100% de probabilidad, la hipótesis alternativa de *existencia de heterocedasticidad* en los residuos de un proceso AR(1) para la variable rentabilidad del índice IGPA.

²⁶ Ver pág. 70.

²⁷ Ver Cuadro nº 13 del Apéndice. Al ir incluyendo un rezago más, el último término incorporado pasa a ser significativo, pero pierde su significatividad al incluir un nuevo rezago

²⁸ Ver pág. 71.

4. Estimación de los Distintos Modelos de la Familia ARCH

La elección de modelos ARCH y sus posibles variantes para estimar la volatilidad en los rendimientos diarios de la serie IGPA se sustenta en las características contrastadas en los puntos anteriores, en consecuencia, se emplea la metodología propuesta para identificar y estimar los parámetros para cada modelo.

Los resultados obtenidos de la estimación de los modelos ARCH para los rendimientos del índice General de Precio de Acciones para el periodo que va desde principio de 1997 a Diciembre de 2007 se encuentran detallados en la Tabla 15. En la totalidad las regresiones efectuadas dieron como resultado que todos los coeficientes que acompañaban a la media y la varianza resultaron ser *significativos*.

De acuerdo a los parámetros obtenidos de las regresiones para los distintos modelos de la familia ARCH se puede afirmar que este tipo de modelos se adaptan mucho más al mercado Chileno para explicar la volatilidad bursátil, ya que en todas las variantes del modelo ARCH la sumatoria de los residuos al cuadrado alcanzaron valores mucho más bajos que los obtenidos en los otros países estudiados. Es decir que minimizan mucho mejor los errores. Además presentan un mayor ajuste del modelo (R^2) en comparación con los otros países.

En la Tabla 15 se puede apreciar que la estimación del modelo del Componente ARCH(1,1) presenta los menores valores emanados de los criterios de información Akaike y Schwarz, lo que lo hace preferible a los demás modelos analizados. Aunque es de destacar que el modelo EGARCH (1,1) es el que obtiene menores residuos y el que presenta mayor grado de bondad del ajuste del modelo medido a través del R^2 .

Del análisis de los estadísticos principales de los residuos buscando una distribución que se acerque a la normal (Tabla 16), se puede advertir que esta serie es la que más se acerca a la normalidad en todos los modelos bajo estudio.

Los modelos que más se aproximan a una distribución normal con media cero y varianza igual a 1 conjuntamente son los modelos TARCH(1,1) y EGARCH(1,1)

Tabla 15: Evaluación de la capacidad de los modelos para explicar la rentabilidad del índice IGPA

INDICADOR	ARCH(1)	GARCH(1,1)	TARCH(1,1)	EGARCH(1,1)	Component ARCH
R^2	0,094772	0,097119	0.097436	0.097504	0.097192
Sum squared resid	1166.721	1163.696	1163.288	1163.200	1163.603
Akaike info criterion	1.907033	1.775444	1.769444	1.773534	1.764764
Schwarz criterion	1.915770	1.186366	1.782550	1.786639	1.782238
Prob(F-statistic)	0.000000	0,000000	0.000000	0.000000	0.000000

El modelo EGARCH(1,1) y el modelo del componente ARCH son quienes presentan los coeficientes de curtosis y asimetría más próximos a una distribución normal. Al mismo tiempo obtienen los menores estadísticos de Jarque-Bera.

Estos buenos indicadores de los residuos alcanzados por el modelo del Componente ARCH lo ratifican como el mejor *estimador* de la volatilidad del índice General de Precios de Acciones del mercado bursátil Chileno. Aunque cabe destacar que

el modelo EGARCH también es bastante robusto para recoger la evolución de la volatilidad en nuestro mercado.

Tabla 16: Características de la distribución de los residuos estandarizados de la rentabilidad del índice IGPA

INDICADOR	ARCH(1)	GARCH(1,1)	TARCH(1,1)	EGARCH(1,1)	Component ARCH
Media	-0.007614	-0.023082	-0.002669	-0.003591	-0.021406
Varianza	1.000304	1.002239	1.002625	1.002581	1.023751
Máximo	5.907155	4.391281	4.362490	4.343200	4.293436
Mínimo	-6.216181	-6.135303	-5.956592	-5.804961	-5.738222
Curtosis	5.581529	4.159342	4.031327	4.000473	3.971675
Asimetría	-0.010128	-0.082871	-0.010773	-0.001756	-0.036177
Jarque-Bera	750.3341	154.4130	119.7999	112.6912	106.8851

5. Predicción del Comportamiento del Índice IGPA

De acuerdo al criterio de mínimo valor Akaike el modelo del Componente ARCH es el más apto para estimar la volatilidad bursátil en el mercado Santiaguino. Pero, dado que se modela para pronosticar futuros comportamientos en la volatilidad, sería imperioso confirmar si las predicciones ratifican a este modelo como aquel más apropiado para modelar la volatilidad en el mercado Chileno.

Para vaticinar la volatilidad, se utilizará como método de predicción la simulación de los modelos de estimación TARCH (1,1), EGARCH (1,1) y del Componente ARCH obtenidos en el punto anterior y se establecerá comparaciones con los valores de los rendimientos realmente alcanzados por el índice IGPA. Estos modelos son elegidos por ser los que obtienen los parámetros más óptimos a la hora de estimar un modelo que refleje el comportamiento de la volatilidad bursátil en Chile.

El procedimiento de elaboración de los pronósticos dinámicos fue predecir el precio para el siguiente periodo mediante los parámetros de la ecuación de la media de los rendimientos obtenidos al considerar la volatilidad cambiante en el tiempo mediante los modelos del Componente ARCH, TARCH y EGARCH estimados. En la Tabla 17 quedan recogidas algunas de las medidas que se usan universalmente para evaluar la capacidad predictiva de un modelo a la hora de pronosticar, estas medidas se generaron considerando los 2702 pronósticos logrados, por lo que pueden usarse como indicadores de la capacidad predictiva de los modelos fuera de la muestra, es decir ex-post.

Se puede afirmar a priori que en términos generales, puede considerarse como el mejor vaticinador de la volatilidad del rendimiento del Índice IGPA al modelo EGARCH(1,1).

Según los resultados de los indicadores que evalúan la facultad de predicción y siguiendo con el criterio del *menor* valor del Error Cuadrático Medio, el modelo que produce los mejores pronósticos es el EGARCH(1,1). Posee además el menor error de pronósticos en términos absolutos y porcentuales, aunque es importante destacar el alto porcentaje de error medio que presentan los pronósticos, todos superan al 100%.

La *proporción de sesgo* indica que tan cercana la media de los pronósticos está de la media de los valores observados. Para este estadístico el modelo que alcanza el valor más pequeño es el EGARCH, cayendo a un valor de 0.000035, lo que indica que la media

de los pronósticos prácticamente no difiere de la media observada, exteriorizando la opulencia de la predicción de la media.

Tabla 17: Evaluación de la capacidad de los modelos para pronosticar el índice IGPA

INDICADOR	TARCH(1,1)	EGARCH(1,1)	Component ARCH
Raíz del error cuadrático medio	0.690666	0.690630	0.690921
Error absoluto medio	0.501593	0.501529	0.501912
Error porcentual absoluto medio	155.4300	149.7276	173.0613
Coefficiente U de Theil	0.937243	0.942306	0.922330
Proporción de Sesgo	0.000139	0.000035	0.000873
Proporción de Varianza	0.983992	0.984072	0.983823
Proporción de Covarianza	0.015869	0.015893	0.015304

En cuanto al coeficiente de *desigualdad de Theil* el valor más cercano a cero lo obtuvo el modelo del Componente ARCH, aunque en todos los modelos el coeficiente de desigualdad superó los 0.90 puntos, muy alejados del pronóstico perfecto que se presenta cuando el coeficiente alcanza un valor igual a cero.

El *modelo del Componente*, es además, quien alcanza los menores valores de proporción de varianza y covarianza, revelando estos coeficientes que sus errores de pronósticos se deben en gran medida a su parte *sistemática*.

El *mayor* valor de proporción de covarianza se lo atribuye al modelo EGARCH, lo que evidencia que una gran dosis de los errores de pronóstico de éste modelo obedecen a su parte *no sistemática*.

Por todo lo analizado, y siguiendo el criterio que minimiza los errores de predicción, el modelo que puede considerarse como el mejor *pronosticador* de la volatilidad del rendimiento del índice IGPA es el modelo asimétrico EGARCH(1,1).

Los resultados emanados del análisis de los pronósticos *no ratifican* al modelo del Componente ARCH como el modelo más apropiado para la *predicción* de la volatilidad de los rendimientos del índice General Chileno.

6. Elección definitiva del modelo más adecuado para el índice

Si bien, de acuerdo a los análisis precedente, el Modelo del Componente ARCH resultó ser el modelo más adecuado para estimar la volatilidad del índice IGPA, no pudo defender su supremacía a la hora de pronosticar. En cambio, el modelo EGARCH(1,1) fue superior a los otros modelos en el momento de generar predicciones de la volatilidad.

En consecuencia, la consideración conjunta de todos los resultados de los análisis y regresiones realizadas en las secciones anteriores conduce a la selección del modelo **EGARCH(1,1)** como el más adecuado para la *estimación y predicción* de la volatilidad del índice IGPA, para el periodo analizado, ya que es quien ofrece mejores predicciones en todos los horizontes.

La regresión de la serie rentabilidad del IGPA como un proceso EGARCH (1,1) queda reflejada en el Cuadro nº 16.²⁹ De la regresión se desprenden los coeficientes que

²⁹ Ver pág. 71.

mejor describen al comportamiento de la media y la varianza condicional cambiante en el tiempo de la serie. Se verifica que todos los coeficientes son estadísticamente significativos.

Ecuación de la media:

$$y_t = c + \gamma y_{t-1} + \varepsilon_t$$

$$y_t = 0,040755 + 0,322622 y_{t-1} + \varepsilon_t$$

La rentabilidad media diaria de corto plazo tiene un promedio de 0.040% lo que equivale a un 0.8% mensual (suponiendo 20 ruedas al mes) y a un 10% anual (suponiendo 250 ruedas al año), siendo la rentabilidad media más baja obtenida entre los países emergentes analizados.

La media incondicional o renta media de largo plazo es de 0.06% diario³⁰, también inferior al resto de los países latinos. En cambio, el impacto de las noticias de ayer sobre los rendimientos de hoy es del 32%, mucho más alto que en otros países bajo análisis.

Ecuación de la varianza:

$$\log(\sigma_t^2) = w + \alpha \text{abs}(\varepsilon_{t-1} / \sigma_{t-1}) + \gamma (\varepsilon_{t-1} / \sigma_{t-1}) + \beta \log(\sigma_{t-1}^2)$$

$$\log(\sigma_t^2) = -0,246734 + 0,259369 \text{abs}(\varepsilon_{t-1} / \sigma_{t-1}) - 0,043792 (\varepsilon_{t-1} / \sigma_{t-1}) + 0,956986 \log(\sigma_{t-1}^2)$$

que es una linealización de:

$$\sigma_t^2 = (\sigma_{t-1}^2)^\beta \exp [w + \alpha \text{abs}(\varepsilon_{t-1} / \sigma_{t-1}) + \gamma (\varepsilon_{t-1} / \sigma_{t-1})]$$

$$\sigma_t^2 = (\sigma_{t-1}^2)^{0,956986} \exp [-0,246734 + 0,259369 \text{abs}(\varepsilon_{t-1}/\sigma_{t-1}) - 0,043792 (\varepsilon_{t-1}/\sigma_{t-1})]$$

Suponiendo que la varianza del día anterior sea nula y que el error de predicción del período anterior sea también nulo, la varianza condicional de corto plazo se mueve alrededor del 0,78% diario³¹, El valor final de la varianza se forma mediante la adición del valor de la varianza condicional del período anterior elevado a la 0.956986 más el exponencial del valor absoluto del cociente del error del día anterior y la dispersión del día anterior multiplicado por 0.259369, menos el exponencial del cociente del error del día anterior y la dispersión del día anterior multiplicado por 0.043792

El parámetro β es un indicador de la persistencia de la volatilidad. Alcanzando β un valor de 0.956986 se está en condiciones de asegurar la alta persistencia de la volatilidad que se produce en el mercado Chileno ante situaciones de shocks.

El alcance del efecto apalancamiento lo mide el parámetro γ , medido a través de la significatividad del coeficiente γ . Como puede observarse en el Cuadro nº 15³² el coeficiente γ es distinto de cero, aunque muy pequeño de -0.0437, lo que implica que el impacto es asimétrico. Además al ser $\gamma < 0$, indicaría que las innovaciones negativas ejercen un mayor impacto sobre la volatilidad que las innovaciones positivas de igual tamaño.

El comportamiento asimétrico queda perfectamente capturado en este modelo:

- Si $\varepsilon_{t-1} > 0$ la varianza condicional es $\sigma_t^2 = (\sigma_{t-1}^2)^{0,956986} \exp [-0,246734 + 0,215577(\varepsilon_{t-1}/\sigma_{t-1})]$
- Si $\varepsilon_{t-1} < 0$ la varianza condicional es $\sigma_t^2 = (\sigma_{t-1}^2)^{0,956986} \exp [-0,246734 + 0,303161(\varepsilon_{t-1}/\sigma_{t-1})]$

³⁰ Es el resultado del cociente $(c/1-\gamma) = [0,040755/(1-0,322622)]$

³¹ Surge de $\exp(-0,246737)$

³² Ver pág. 71.

Las **buenas noticias** que se presentan en el mercado de Santiago tendrán un impacto sobre la volatilidad del 21.55% ($\alpha + \gamma$). En cambio, las **malas noticias** en el mercado tienen un impacto de ($\alpha - \gamma$) o sea que el impacto será del 30.32% sobre la volatilidad de los rendimientos del IGPA.

La varianza no condicional o de largo plazo es constante y esta dada por: $\text{Var}[y_t] = \exp[w / (1 - \beta)]$ alcanzando un valor de 0.0032% diario, lo que equivale a una volatilidad diaria del 0.05%. La menor alcanzada hasta este momento.

En primera instancia, se puede afirmar la existencia de estabilidad intrínseca, ya que el coeficiente β es inferior a la unidad (0.956986). Se efectúa el test de Wald para verificar la estabilidad, proponiendo como hipótesis nula que el coeficiente GARCH sea igual a la unidad. El resultado alcanzado por el estadístico F fue de 38.80 superior al valor crítico, con un p-level de 0.00, rechazándose en consecuencia la hipótesis de $\beta = 1$ con un 100% de confianza.

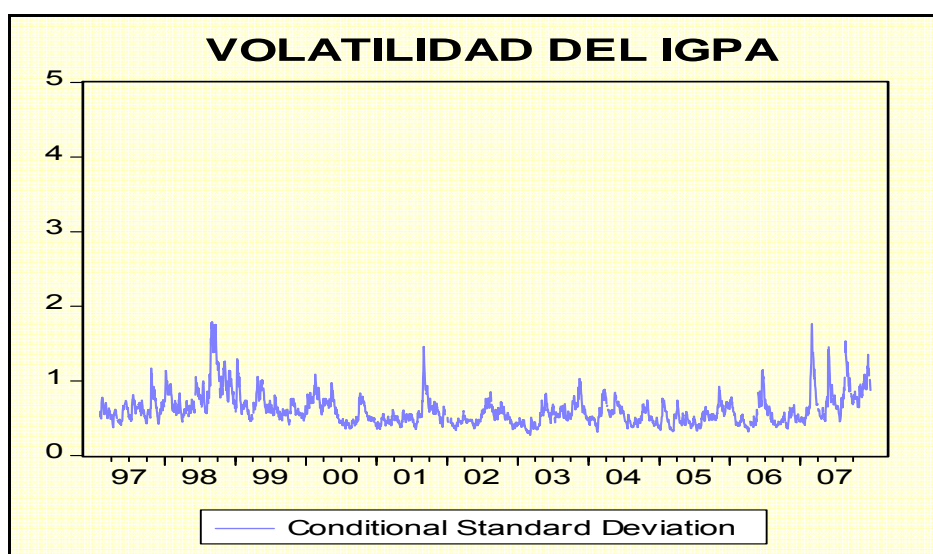
Si bien, para el caso de Chile, las malas noticias (retornos negativos) impactan en mayor medida en la expectativa de volatilidad que las buenas noticias, a la vez que la volatilidad pasada también impacta en la volatilidad esperada, estos efectos de asimetría y persistencia son mucho menores que en los restantes países analizados.

Como medida representativa de la volatilidad se toma la desviación estándar condicional de la regresión del modelo EGARCH(1,1). En el Gráfico 18 se plasma el grado de riesgo, medido a través de la volatilidad, que atravesó el índice General de Precios de Acciones en el periodo analizado.

La magnitud que alcanza la volatilidad del índice IGPA no supera en todo el periodo un valor al 2%. Los picos más altos de volatilidad se dan entre 1998 y 1999, generándose un nuevo brote en el 2007. Los periodos de mayor calma la volatilidad oscila entre 0.4% y 1%.

Cabe destacar al mercado Bursátil Chileno como el menos riesgoso entre los mercados bursátiles analizados hasta el momento.

Gráfico 18: Desviación estándar condicional de la regresión de la variable rentabilidad diaria del índice IGPA como un proceso EGARCH(1,1)



FUENTE: Elaboración propia sobre la base de datos obtenidos del sitio www.infomercados.com (Feb. 2008)

D. El Índice COLCAP de Colombia

La **Bolsa de Valores de Colombia** (BVC), creada el 3 de julio de 2001, es actualmente el único mercado de acciones y otros valores de Colombia, organizado a través de la estructura de Bolsa. Anteriormente operaban tres bolsas de valores independientes: Bolsa de Bogotá (1928), Bolsa de Medellín (1961) y Bolsa de Occidente (Cali, 1983) las que se fusionaron para crear la Bolsa de Valores colombiana.

Esta entidad de bolsa alcanzó en poco tiempo ser la que posee mayor volumen de activos negociado de toda la región iberoamericana. No obstante lo anterior, el mismo se compone en un 98% por títulos de deuda pública, caso atípico en la región pues es la única bolsa que cuenta con un sistema organizado de transacción para títulos de deuda pública. De considerar únicamente el volumen transado en acciones, la BVC quedaría en cuarto puesto después de la Bolsa de San Paulo (Brasil), Bolsa de Valores de Santiago (Chile) y la Bolsa Mexicana de Valores (México).

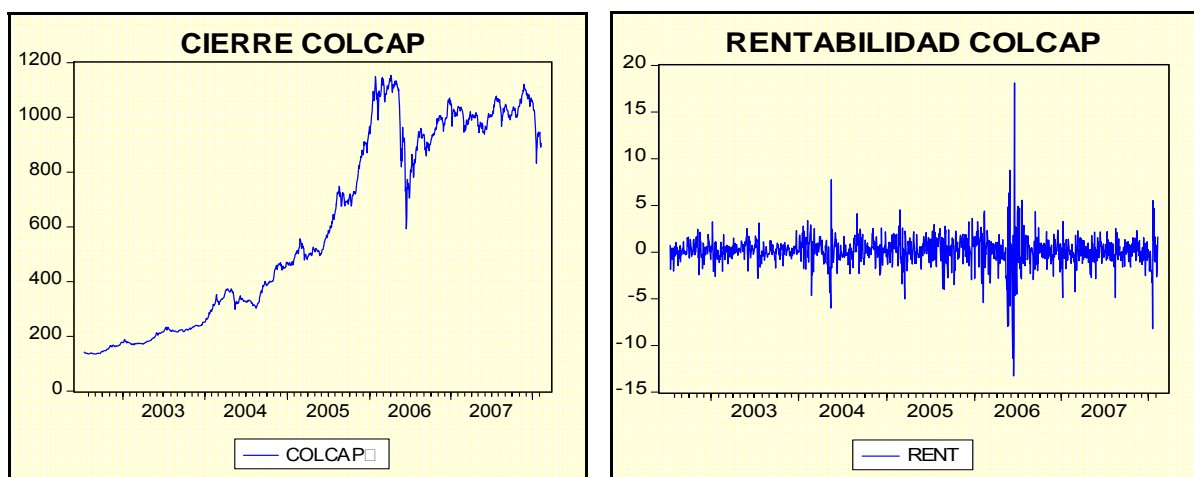
El Índice COLCAP, incorporado a la canasta de Índices de la BVC a partir del 15 de enero de 2008, es un indicador que refleja las variaciones de los precios de las 20 acciones más liquidas de la Bolsa de Valores de Colombia (BVC), donde el valor de la Capitalización Bursátil Ajustada de cada compañía determina su nivel de ponderación.

El número de acciones del COLCAP es un número fijo equivalente a 20 acciones por canasta. Sin embargo solo tendrá en cuenta un solo emisor dentro de esta, el cual agregará las diferentes especies del emisor siempre y cuando se encuentren dentro de las 20 más liquidas. La Bolsa de Valores de Colombia actualizará la canasta del índice y sus especies a través de las acciones más representativas en cada momento cada trimestre. La base de referencia son 1000 puntos a partir del 15 de enero del 2008.

Del sitio web www.bvc.com.co/bvcweb se extrajeron los valores de cierre diario del índice Accionario de Capitalización Bursátil de Colombia para el periodo que va desde el 15 de Julio de 2002 al 8 de Febrero de 2008. Eliminando los días que no hubo negociación en el mercado Colombiano se capturan 1361 observaciones, cuya evolución de su valor de cierre y rentabilidad se reflejan en el Gráfico 19.

La Bolsa de Valores de Colombia ha alcanzado un crecimiento exponencial en sus volúmenes y logrando un mejor posicionamiento en el contexto latinoamericano y mundial.

Gráfico 19: Evolución del índice COLCAP de Colombia y Rentabilidad Porcentual Diaria entre julio 2002 y febrero 2008

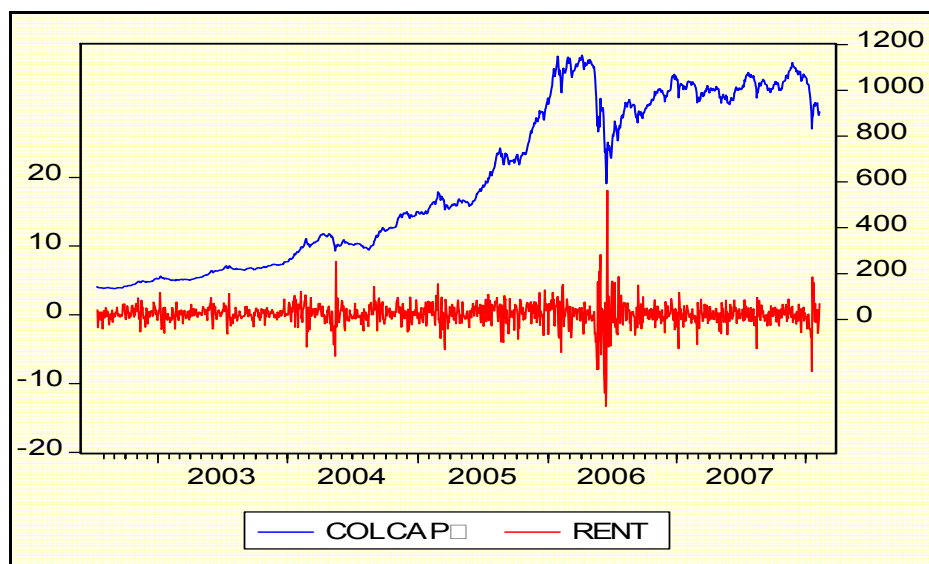


FUENTE: Elaboración propia sobre la base de datos obtenidos del sitio www.bvc.com.co (Marzo 2008)

En la evolución del precio de cierre del Índice Accionario de Capitalización Bursátil de Colombia se puede visualizar un fuerte crecimiento sostenido que alcanza su pico máximo el 4 de Abril de 2006 (Gráfico nº 19), logrando un valor de cierre de 1153.15 puntos. Este primer periodo de crecimiento está caracterizado por caídas muy poco frecuentes y de pequeña magnitud. Pero a partir del segundo trimestre de 2006, las oscilaciones en el precio de cierre del ColCap comienzan a hacerse muy fuertes y las caídas se tornan más bruscas.

En el gráfico de rentabilidad diaria (Gráfico nº 19) se observa un periodo de mucha calma donde las fluctuaciones del rendimiento van incrementándose paulatinamente, partiendo de una banda de oscilación de $\pm 1.5\%$ hasta llegar a $\pm 5\%$ a principios de 2006. A partir de ahí, y por todo el 2006 se dan variaciones mucho más violentas, oscilando en torno al $\pm 15\%$. Después de este shock las fluctuaciones del rendimiento del ColCap van moderándose paulatinamente.

Gráfico 20: Evolución del índice ColCap de Colombia entre julio 2002 y febrero 2008, comparación cierre y rentabilidad diaria en porcentaje



FUENTE: propia sobre la base de datos obtenidos del sitio www.bvc.com.co (Internet, Marzo 2008)

En el Gráfico 20 se realiza un análisis comparativo superponiendo cierre y rendimiento del índice ColCap. En su cotejo se observa, al igual que en todos los índices analizados, la existencia de una gran correlación entre los períodos de baja en los valores de cierre del índice y los períodos de más fuerte volatilidad en sus rendimientos.

1. Análisis la serie “rentabilidad”

Se inicia el análisis de la serie *rentabilidad* del Índice de Capitalización Bursátil de Colombia, mediante el estudio de su histograma y sus estadísticas principales expuestos en el Gráfico 21.

Con una simple observación en la gráfica se puede afirmar a priori que en el centro la densidad de probabilidades es mayor en relación con lo normal, se observa un elevado grado de concentración alrededor de los valores centrales de la variable rentabilidad, mucho mayor que el observado en los anteriores índices analizados. En tanto que los extremos (colas) de la distribución, particularmente a la izquierda, se concentra una densidad de probabilidades mayor en relación también a lo normal. Es

decir, las probabilidades de rendimientos negativos (pérdidas) en el mercado accionario colombiano son mayores que los riesgos de pérdidas generados en una distribución normal.

La ausencia de *Normalidad* se puede demostrar a través de los siguientes estadísticos:

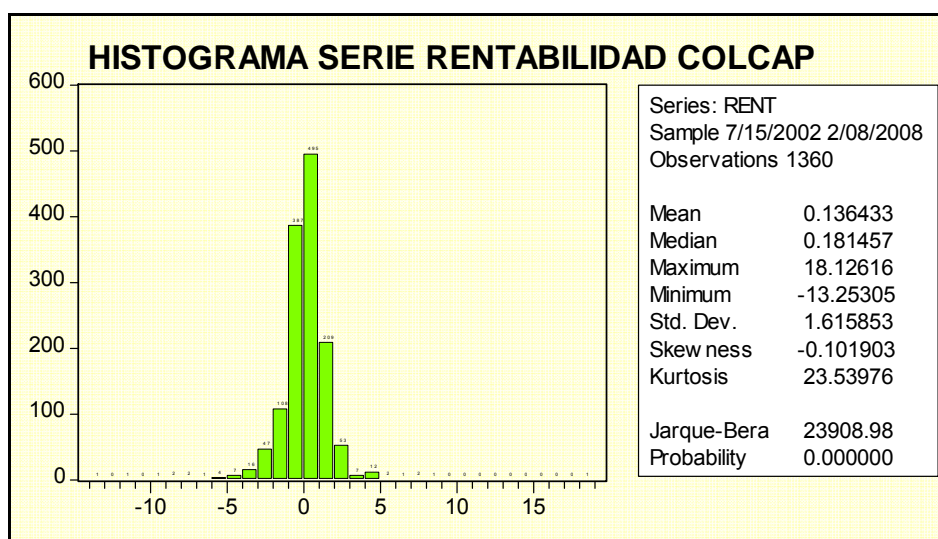
1º) La Curtosis es de 23.54, bastante superior a la que corresponde a una distribución normal estándar de 3.

2º) El valor de la Asimetría (Skewness) es de -0.10 inferior al correspondiente valor de la distribución normal estándar de 0, indicando una cola izquierda mayor a lo normal.

3º) El estadístico Jarque-Bera alcanza un valor de 23908,98, extremadamente alto.

Estos resultados excesivos llevan a rechazar rotundamente la hipótesis de normalidad. Sugiriéndose una distribución en los retornos leptocúrtica muy alejada de una distribución normal.

Gráfico 21: Histograma y estadísticos principales de la RENTABILIDAD diaria índice COLCAP entre julio 2002 y febrero 2008



FUENTE: propia sobre la base de datos obtenidos del sitio www.bvc.com.co (Internet, Marzo 2008)

La rentabilidad media alcanzada por el índice ColCap asciende a 0.1365% diario. El valor de rendimiento medio esperado es positivo y algo superior a cero, como se advierte en los otros rendimientos bursátiles analizados.

El índice de Capitalización Bursátil de Colombia alcanza una rentabilidad diaria máxima del periodo de 18.12%, mientras que la rentabilidad mínima obtenida cae a -13.25%, siendo la brecha entre la rentabilidad máxima y mínima de 31.37 puntos, una amplitud bastante importante. El grado de varianza logrado por el índice es de 2.62.

2. Verificación de presencia del proceso AR(1)

La intención de este apartado es encontrar qué variables explican significativamente a la ecuación de la media de la rentabilidad del índice Accionario de Capitalización Colombiano, determinando la mejor ecuación para el rendimiento esperado del índice COLCAP.

Para ello se efectúa una serie de regresiones de la variable rentabilidad, buscando coeficientes significativos para las variables dependientes de la ecuación de la media y seleccionando aquel modelo que posea el menor valor del criterio de información akaike y mejor R^2 .

Para este análisis, primero se toma como variables explicativas a una constante, constante y @TREND(1), una constante y AR(1), una constante y MA(1) y una constante y AR(1) MA(1) para luego ejecutar las regresiones correspondientes sobre la variable rentabilidad del COLCAP, posteriormente se compara y se elige a la ecuación que mejor representa a la media de acuerdo a los criterios anteriormente mencionados.

Las regresiones, de las distintas especificaciones de la media propuestas, que arrojaron coeficientes significativos fueron aquellos que incluían coma variable explicativa: a una constante, a una constante y un termino autorregresivo AR(1) y una constante y la media móvil MA(1), obteniendo los menores valores del criterio información akaike el modelo que incluye una C y AR(1) (AIC 3.764927)³³ y el modelo que incorpora C y MA(1) (AIC 3.763822). Son, además, éstas dos especificaciones las que obtienen los mayores indicadores de la bondad del ajuste de la regresión R^2 . Por lo que se valida la utilización de modelos autoregresivos para el cálculo de la volatilidad de la renta del índice Accionario de Capitalización Bursátil de Colombia.

A continuación se corre la regresión de la variable Rentabilidad diaria del índice COLCAP como un proceso AR(1), AR(2), AR(3) y AR(4), para las 1360 observaciones para el periodo bajo análisis, con la intención de hallar el orden de rezagos óptimos de la variable autorregresiva

Los resultados obtenidos de las regresiones arrojaron como producto coeficientes significativos para la variable AR(1) en las sucesivas regresiones, como se puede observar en el Cuadro nº 13 y coeficientes no significativos para los elementos AR(2), AR(3) y AR(4), donde el estadístico t no supera en términos absolutos al valor crítico 2, como puede observarse en el Cuadro nº 18 del Apéndice³⁴, aceptando, por ende, la hipótesis nula de coeficientes poblacionales igual a cero.

Por lo que se verifica la especificación autorregresiva para la media a través de un modelo AR(1), es decir, se incorpora como variable explicativa de la media al rendimiento del periodo anterior.

3. Heterocedasticidad en la Varianza

Una de las condiciones que debe presentar una serie para aplicar los Modelos Autoregresivos de Heterocedasticidad Condicional, es justamente verificar la existencia de varianzas cambiante en el tiempo.

Para corroborar la presencia de heterocedasticidad en la serie rentabilidad del índice COLCAP, para el periodo bajo análisis, se aplica el contraste de White. Si se verifica que todos los coeficientes de la regresión son conjuntamente distintos a cero, excepto la constante, se acepta la hipótesis de heterocedasticidad en la varianza. Los estadísticos de contraste son F y TR^2 los que poseen una distribución Chi-cuadrado con (p -1) grados de libertad.

Al correr el test de White a través del Eviews 5 (Cuadro nº 19³⁵) se puede demostrar que todos los coeficientes de la regresión son conjuntamente significativos y distintos de cero. Los estadísticos de contraste arrojan para F un valor de 93.14 y para TR^2 de 164.14 muy por encima del valor crítico de 10.59 concebido por una distribución chi-cuadrado con 2 grados de libertad para un 99.5% grado de probabilidad. Dado estos

³³ Ver Cuadro nº 17 del Apéndice en pág. 72.

³⁴ Ver pág. 72.

³⁵ Ver pág. 72.

resultados, se acepta con un 100% de probabilidad, la hipótesis alternativa de *existencia de heterocedasticidad* en la varianza de la serie rentabilidad del ColCap.

4. Estimación de los Distintos Modelos de la Familia ARCH

Las características verificadas por la serie Rentabilidad del COLCAP justifican la elección de la aplicación de modelos ARCH, en consecuencia, se emplea la metodología propuesta por la familia de los modelos ARCH para identificar y estimar la volatilidad en los rendimientos diarios de la serie COLCAP. El resultado es el que explica el comportamiento histórico de la serie, y también permite realizar acertadas predicciones sobre los cambios de tendencia de la volatilidad.

La efectividad de los diferentes modelos ARCH se evalúan a través de los resultados arrojados por una serie de estadísticos obtenidos de la estimación de los modelos ARCH, los que se encuentran detallados en la Tabla 18.

Para los rendimientos del índice accionario de capitalización bursátil de Colombia, para el periodo que va desde Julio de 2002 a Febrero de 2008, la totalidad las regresiones efectuadas dieron como resultado que todos los coeficientes que acompañaban a la media y la varianza resultaron ser *significativos*.

Tabla 18: Evaluación de la capacidad de los modelos para explicar la rentabilidad del índice COLCAP

INDICADOR	ARCH(1)	GARCH(1,1)	TARCH(1,1)	EGARCH(1,1)	Component ARCH
R ²	0,020038	0,032241	0.031588	0.031411	0.032400
Sum squared resid	3476.884	3433.590	3435.908	3436.534	3433.024
Akaike info criterion	3.249156	3.133092	3.127111	3.130484	3.125530
Schwarz criterion	3.264504	3.152277	3.150133	3.153506	3.156226
Prob(F-statistic)	0.000005	0,000000	0.000000	0.000000	0.000000

El mejor ajuste del modelo medido a través del R² lo adquiere el modelo del Componente ARCH. Es este modelo también el que minimiza los errores de estimación medidos a través de la suma al cuadrado de los residuos. Y fundamentalmente, es quien presenta los menores valores de los criterios de información Akaike, lo que lo hace el modelo predilecto a la hora de estimar la volatilidad de los rendimientos bursátiles en el mercado Colombiano.

Aunque el menor valor emanado del criterio de información Schwarz se puede advertir en el modelo TARCH(1,1).

Al observar las estadísticas de los residuos en la Tabla 19, se puede advertir que el modelo ARCH mantiene una media muy cercana a cero, y la mejor la varianza de 1.000734. Siendo este modelo el que más se acerca a una distribución normal con media cero y varianza igual a 1. Además su curtosis y sesgo caen a 4.29 y -0.23 acercándose a los valores de la distribución normal de 3 y 0 respectivamente. Todos estos indicadores de los residuos ratifican al modelo EGARCH(1,1) como el mejor *estimador* de las volatilidades bursátiles en el mercado carioaca.

El modelo EGARCH(1,1) y el modelo del Componente ARCH son quienes presentan los coeficientes de curtosis y asimetría más próximos a 3 y 0 respectivamente

acercándose a una distribución normal. Al mismo tiempo son quienes obtienen los menores estadísticos de Jarque-Bera.

Estos buenos indicadores de los residuos alcanzados por el modelo del Componente ARCH lo ratifican como el mejor *estimador* de la volatilidad del índice Capitalización Bursátil de Colombia.

Aunque, es apropiado mencionar que los modelos asimétricos EGARCH y TARCH también son bastante sólidos para recoger la evolución de la volatilidad del mercado Colombiano.

Tabla 19: Características de la distribución de los residuos estandarizados de la rentabilidad del índice IGPA

INDICADOR	ARCH(1)	GARCH(1,1)	TARCH(1,1)	EGARCH(1,1)	Component ARCH
Media	0.001737	-0.011431	0.015935	0.015605	-0.004161
Varianza	1.000734	1.000890	1.000940	1.000758	1.023757
Máximo	4.082280	3.635163	3.752179	3.736392	3.871847
Mínimo	-5.073862	-4.573295	-4.274519	-4.280531	-4.281939
Curtosis	5.161691	4.263145	4.183385	4.136927	4.150080
Asimetría	-0.359736	-0.353143	-0.309144	-0.265224	-0.349022
Jarque-Bera	293.9146	118.5939	100.9444	89.12652	102.4885

5. Predicción del Comportamiento del Índice COLCAP

Es ineludible confirmar si las predicciones ratifican al modelo del Componente ARCH como aquel más apropiado para modelar la volatilidad en el mercado Colombiano ya que idealmente se modela para pronosticar futuros comportamientos en la volatilidad, con el objetivo de predecir los riesgos a asumir en cada mercado.

El procedimiento de elaboración de los pronósticos consiste en predecir el precio del siguiente periodo considerando los parámetros de la ecuación de la media y varianza de los rendimientos obtenidos al considerar la volatilidad cambiante en el tiempo mediante los modelos GARCH, TARCH y EGARCH estimados. Se emplea el valor actual del rendimiento rezagado (y_{t-1}) para el cálculo de la primera predicción, luego para predecir las subsiguientes observaciones se utiliza el valor pronosticado del rendimiento (\hat{y}) en el periodo previo.

En la Tabla 20 quedan recogidas algunas de las medidas que se usan convencionalmente para evaluar la capacidad predictiva de un modelo a la hora de pronosticar, estas medidas se generaron considerando los 1359 pronósticos logrados para el índice ColCap, por lo que pueden usarse como indicadores de la capacidad predictiva de los modelos fuera de la muestra, es decir ex-post.

Según los resultados de los estadísticos que evalúan la previsión: el modelo que produce los mejores pronósticos, de acuerdo al criterio del menor valor de la Raíz del Error Cuadrático Medio, es el Modelo del Componente ARCH. Además es este modelo el que presenta el menor error de pronósticos en términos Absolutos.

En cuanto al coeficiente de *desigualdad de Theil* el menor valor también lo obtiene el modelo del Componente ARCH. De igual manera, el menor coeficiente de sesgo

también lo posee el modelo del Componente, cayendo a un valor de 0.000005, esto indica que la media de los pronósticos prácticamente no difiere de la media observada.

Tabla 20: Evaluación de la capacidad de los modelos para pronosticar el índice COLCAP

INDICADOR	TARCH(1,1)	EGARCH(1,1)	Component ARCH
Raíz del error cuadrático medio	1.616078	1.616027	1.615924
Error absoluto medio	1.013988	1.013766	1.013162
Error porcentual absoluto medio	156.1559	158.5543	166.7954
Coefficiente U de Theil	0.931113	0.928865	0.921387
Proporción de Sesgo	0.000184	0.000121	0.000005
Proporción de Varianza	0.994508	0.994564	0.994993
Proporción de Covarianza	0.005308	0.005315	0.005002

El modelo que exhibe menor diferencia en sus varianzas con respecto a los datos observados es el TARCH(1,1). En cambio, la menor proporción en covarianza lo obtiene el modelo del Componente.

Consecuentemente, el fruto de los análisis y regresiones realizadas conduce a sostener al modelo del Componente ARCH como el modelo superior tanto para la *estimación* como también para la *predicción* de la volatilidad del rendimiento del índice COLCAP en el mercado Bursátil Colombiano.

6. Elección definitiva del modelo más adecuado para el índice.

De acuerdo a los análisis precedentes, el Modelo del Componente ARCH resultó ser el modelo más adecuado para estimar la volatilidad del índice ColCap, ya que es quién mejor estima y predice la volatilidad del Índice de Capitalización Bursátil de Colombia, para el periodo analizado.

En el Cuadro nº 20³⁶ se representa la regresión de la serie rentabilidad del ColCap a través del Modelo del Componente ARCH que incluye un término umbral, de ella se desprenden los coeficientes que mejor describen al comportamiento de la media y la varianza, así como también la varianza de largo plazo de la serie. Se comprueba que todos los coeficientes son estadísticamente significativos.

Ecuación de la media:

$$y_t = c + \gamma y_{t-1} + \varepsilon_t$$

$$y_t = 0,132115 + 0.236830 y_{t-1} + \varepsilon_t$$

La rentabilidad media diaria de corto plazo tiene un promedio de 0.13% lo que equivale a un 2.64% mensual (suponiendo 20 ruedas al mes) y a un 33% anual (suponiendo 250 ruedas al año). La media incondicional o renta media de largo plazo es de 0.17% diario³⁷, el impacto de las noticias de ayer sobre los rendimientos de hoy es del 23%.

³⁶ Ver pág. 73.

³⁷ Es el resultado del cociente $(c/(1-\gamma)) = [0.040755/(1-0.322622)]$

Tanto los rendimientos medios de corto como de largo plazo alcanzados por el mercado Colombiano son superiores a los obtenidos por los otros mercados latinos analizados.

Ecuación de la varianza:

La primicia que incorpora el modelo del componente ARCH es permitir que la media de la ecuación de la varianza cambie en el tiempo (q_t), transformando el modelo en:

$$\sigma^2_t - q_t = \alpha (\varepsilon^2_{t-1} - q_{t-1}) + \beta (\sigma^2_{t-1} - q_{t-1})$$

$$q_t = \varpi + \phi (q_{t-1} - \varpi) + \varphi (\varepsilon^2_{t-1} - \sigma^2_{t-1})$$

La varianza condicional se expresa en dos partes³⁸: la primera (σ^2) con efectos importantes de muy corta duración en el tiempo; y la otra (q_t) con efectos más discretos, pero persistentes en el tiempo

Se puede apreciar que la varianza condicional σ^2 todavía es volátil, pero la particularidad es que q_t reemplazó en la ecuación a ϖ y por lo tanto testea la presencia de una volatilidad a largo plazo cambiante en el tiempo.

La primera ecuación describe el componente transitorio ($\sigma^2_t - q_t$) el que converge a cero con una velocidad de $\alpha + \beta$. La segunda ecuación describe el componente de largo plazo q_t el que converge a ϖ con una velocidad de ϕ .

Combinando el modelo del Componente con el modelo de Asimetría TARCH, se introduce un efecto en la ecuación transitoria:

$$\sigma^2_t - q_t = \alpha (\varepsilon^2_{t-1} - q_{t-1}) + \beta (\sigma^2_{t-1} - q_{t-1}) + \gamma (\varepsilon^2_{t-1} - q_{t-1}) d_{t-1}$$

$$q_t = \varpi + \phi (q_{t-1} - \varpi) + \varphi (\varepsilon^2_{t-1} - \sigma^2_{t-1})$$

donde d_t indica shocks negativos. Un γ positivo indica efectos de leverage transitorios en la varianza condicional.

Las ecuaciones de la varianza de largo plazo y varianza de corto plazo para el modelo que explica la volatilidad de los rendimientos del índice ColCap para el periodo de Julio de 2002 a Febrero de 2008 quedarían así:

$$q_t = \varpi + \phi (q_{t-1} - \varpi) + \varphi (\varepsilon^2_{t-1} - \sigma^2_{t-1})$$

$$q_t = 1.49169 + 0.912332 (q_{t-1} - 1.49169) + 0.18042 (\varepsilon^2_{t-1} - \sigma^2_{t-1})$$

$$\sigma^2_t = q_t + \alpha (\varepsilon^2_{t-1} - q_{t-1}) + \beta (\sigma^2_{t-1} - q_{t-1}) + \gamma (\varepsilon^2_{t-1} - q_{t-1}) d_{t-1}$$

$$\sigma^2_t = q_t - 0.080793 (\varepsilon^2_{t-1} - q_{t-1}) + 0.805214 (\sigma^2_{t-1} - q_{t-1}) + 0.219994 (\varepsilon^2_{t-1} - q_{t-1}) d_{t-1}$$

El componente de largo plazo q_t converge rápidamente a 1.49 ya que su velocidad de ϕ es de 0.91.

Sustituyendo q_t en σ^2_t , la varianza condicional del rendimiento del ColCap quedaría:

$$\sigma^2_t = 1.49169 + 0.912332 (q_{t-1} - 1.49169) + 0.18042 (\varepsilon^2_{t-1} - \sigma^2_{t-1})$$

$$- 0.080793 (\varepsilon^2_{t-1} - q_{t-1}) + 0.805214 (\sigma^2_{t-1} - q_{t-1}) + 0.219994 (\varepsilon^2_{t-1} - q_{t-1}) d_{t-1}$$

³⁸ BORDA, Rafael "20 Años de Modelos ARCH: Una Visión de Conjunto de las Distintas Variantes De la Familia" (España, Universidad Autónoma de Madrid, 2002) págs. 15/16-

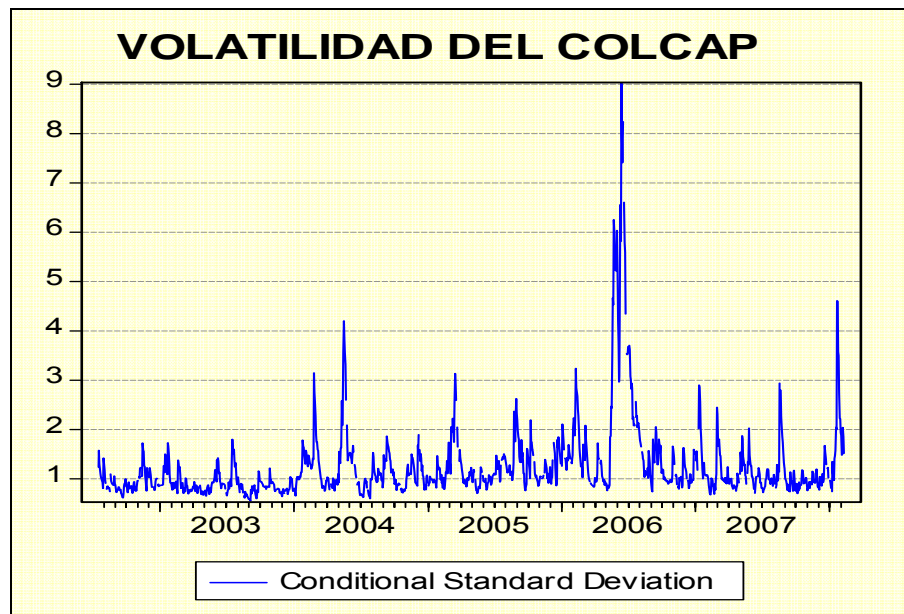
El coeficiente γ mide el peso que tienen las malas noticias, al ser $\gamma > 0$ se puede decir que existe efecto "leverage" o asimétrico, es decir el impacto de las malas noticias tendrá una magnitud del 22% mayor que las buenas noticias en la varianza de corto plazo.

Como medida representativa de la volatilidad del índice ColCap se toma la desviación estándar condicional de la regresión del modelo del Componente ARCH. El Gráfico 22 plasma el grado de riesgo, medido a través de la volatilidad, que atravesó el índice de Accionario de Capitalización Bursátil de Colombia en el periodo analizado.

Se observa como la volatilidad del índice ColCap mantiene una tendencia creciente a través del tiempo. Situación completamente opuesta a la presentada por los otros índices que mostraron una tendencia a la disminución de sus volatilidades.

La desviación estándar arranca con valores muy bajos oscilando entre 0.5% y 1.5%, en los primeros años, haciendo referencia a un mercado poco riesgoso y de gran calma. Paulatinamente va creciendo el riesgo hasta alcanzar el pico máximo de volatilidad del 9% en el junio del 2006. Pasada la crisis '06 la volatilidad baja gradualmente, aunque aún se mantiene en valores muy altos comparada con la volatilidad observada al principio del periodo; y también alta comparada con el resto de los índices bursátiles analizados.

Gráfico 22: Desviación estándar condicional de la regresión de la variable rentabilidad diaria del índice COLCAP como un proceso del modelo del Componente ARCH



FUENTE: Elaboración propia sobre la base de datos obtenidos del sitio www.bvc.com.co (Marzo 2008)

CONCLUSIÓN

Este trabajo se centra en el estudio comparativo de las series temporales de volatilidades asociada a la rentabilidad diaria de los Índice General de Bolsa de Buenos Aires, BOVESPA de Brasil, IPC de México, IGPA de Chile y COLCAP de Colombia, para el periodo comprendido entre enero de 1997 a Diciembre de 2007, excepto para el índice Colombiano cuyo rango es de julio de 2001 a febrero de 2008.

Al establecer una comparación entre las inferencias obtenidas del análisis realizado en el trabajo anterior, sobre el índice Merval y el estudio actual, sobre el índice General de Bolsa de Buenos Aires, se deduce que los modelos seleccionados para estimar y predecir la volatilidad en el mercado bursátil argentino para sus dos índices principales no es el mismo.

La volatilidad del **Índice General de Bolsa** queda capturada y explicada en el modelo **TARCH(1,1)**, teniendo la mejor capacidad predictiva ante futuras crisis bursátiles. Mientras que el modelo más adecuado para la estimación y predicción de la volatilidad del **Índice Merval** es el modelo **EGARCH(1,1)**, ya que éste ofrece mejores predicciones en todos los horizontes.

Es justo mencionar que el modelo TARCH(1,1) también es bastante robusto para recoger la evolución de la volatilidad del índice Merval, es éste modelo el mejor estimador de la volatilidad del rendimiento, pero a la hora de realizar predicciones el modelo EGARCH es quién más se aproxima a la realidad.

A pesar de esta diferencia, la significatividad mostrada por los parámetros de asimetría de los modelos TARCH Y EGARCH sugiere que la volatilidad en el mercado Argentino se ve afectada mayormente por los efectos de las malas noticias que por las buenas. Las noticias malas impactan con mayor fuerza en la expectativa de volatilidad.

A partir de los resultados obtenidos para los índices bursátiles analizados en el capítulo I y II, las conclusiones se pueden sintetizar en los siguientes cuadros comparativos:

La Tabla 21 resume los modelos más eficaces dentro de la familia ARCH para predecir y estimar la volatilidad de los diferentes índices, con sus respectivos coeficientes tanto de la ecuación de la media como de la varianza.

En todos los casos los modelos asimétricos resultaron ser los más apropiados para describir y predecir las volatilidades de los rendimientos de los distintos índices latinoamericanos. Se observa, en cada país, una mayor magnitud en la volatilidad ante cambios negativos que positivos.

El Índice General de Bolsa de Buenos Aires se representa y pronostica mejor a través de un modelo TARCH(1,1). La rentabilidad diaria de corto plazo del índice general, tiene un promedio de 0.064% equivalente al 1.28% mensual. Mientras que la media incondicional o de largo plazo es de 0.0716%,

Las malas noticias tendrían un impacto del 18,32% sobre la volatilidad de la rentabilidad del día posterior. En cambio las buenas noticias solo afectarían a la volatilidad de los rendimientos del índice general en un 8.22%. El índice de asimetría en

el mercado porteño es de 2.22³⁹. El mercado argentino es sensible a noticias, aunque con menor persistencia de la volatilidad pasada

Tabla 21: Modelo seleccionado; ecuación de la varianza y ecuación de la media

Índice	Varianza	w	α	γ	β	Media	w	γ
General Bs. As.	TARCH(1,1)	0.174619	0.082233	0.101020	0.807489	C+AR(1)	0.064272	0.102250
BOVESPA	EGARCH(1,1)	-0.06859	0.187455	-0.13402	0.941542	C+AR(1)	0.079770	0.051047
IPC	EGARCH(1,1)	-0.12659	0.194748	-0.13233	0.963091	C+AR(1)	0.081109	0.110570
IGPA	EGARCH(1,1)	-0.24673	0.259369	-0.04379	0.956986	C+AR(1)	0.040755	0.322622
COLCAP	Compon ARCH	1.49169	-0.08079	0.219994	0.805214	C+AR(1)	0.132115	0.236830

Coefficientes de los modelos obtenidos para las ecuaciones de la media y la varianza de los índices de Latinoamérica entre enero 1997 y diciembre 2007, excepto para el índice de Colombia cuyo rango es de julio 2001 a febrero 2008.

FUENTE: Elaboración propia sobre la base de datos obtenidos de las regresiones efectuadas con el programa Eviews5.0.

Tanto para el caso de Brasil, México como Chile, el modelo más indicado para describir el comportamiento de la volatilidad en el rendimiento de sus índices bursátiles de referencia es el EGARCH(1,1), lo que haría referencia a la forma de manifestarse la asimetría en estos mercados ante movimientos al alza, con menores varianzas, y movimientos a la baja, con mayores volatilidades. También implica que para estos tres países el efecto leverage es exponencial más que cuadrático.

El modelo EGARCH permite que las novedades buenas o malas (shocks), afecten a la volatilidad de diferentes maneras. La persistencia en la volatilidad viene indicada por el parámetro β , mientras que γ mide la magnitud del efecto apalancamiento.

El índice IPC de México demuestra tener la mayor persistencia ante shocks, mientras que la mayor magnitud del efecto apalancamiento la obtiene el índice Bovespa de Brasil. Chile refleja un nivel de efecto leverage considerablemente chico con respecto a los otros países analizados.

Como se esperaba para los tres índices, γ alcanza un valor negativo, lo que implica que innovaciones negativas ejercen un mayor impacto sobre las volatilidades que innovaciones positivas de igual tamaño. El signo negativo confirmaría la presencia de un sobre-impacto de las noticias negativas con una contribución sobre la volatilidad de 32.14%, 32.70% y 30.31% sobre la rentabilidad de los índices BOVESPA, IPC y IGPA respectivamente. La mayor reacción negativa de la región la muestra México, mientras que el mercado Chileno es el menos nervioso.

El índice de asimetría de la volatilidad condicionada está dado por el siguiente ratio⁴⁰:

³⁹ El índice de asimetría del modelo TARCH resulta del cociente entre el efecto negativo y el efecto positivo:

$(\alpha + \gamma) / \alpha = 0.183253 / 0.082233 = 2.2284605$

⁴⁰ CIBERCONTA, "Modelos Financiero-Económicos" en sitio web: www.Ciberconta.unizar.es/leccion.

$$\rho = \frac{\alpha - \gamma}{\alpha + \gamma}$$

El mayor grado de asimetría ante nuevos sucesos lo posee el Índice BOVESPA con 6.01, seguido por el IPC con 5.24 y muy atrás el IGPA con 1.4.

El Índice de mercado Colombiano COLCAP se representa mejor a través del modelo del Componente ARCH, lo que asume un comportamiento cambiante a largo plazo en la varianza. Este modelo permite que la ecuación de la varianza cambie en el tiempo.

El γ positivo indica efectos leverage transitorios en la varianza condicional. De acuerdo a los resultados del modelo las malas noticias tendrían un impacto del 13.92%⁴¹ sobre la volatilidad de la rentabilidad del día posterior. En cambio, las buenas noticias reducirían la volatilidad de los rendimientos en un 8 %. El índice de asimetría del Colcap alcanza los 1.72 puntos.

En lo referente a la ecuación de la media los cinco índices forman la rentabilidad del día tomando en cuenta la rentabilidad del día anterior más una constante, siendo el Índice de la Bolsa de Chile el que posee el mayor valor del coeficiente del término autorregresivo, indicando que el 32% de la rentabilidad del período anterior (t-1) forma parte de la rentabilidad del período en curso (t). Le sigue el Índice de Colombia con una influencia del 23%, quien además posee el mayor valor del término de la constante, un 0,13% diario de rentabilidad positiva. El menor impacto de la rentabilidad del periodo anterior sobre la media lo posee Brasil con solo un 5%.

Tabla 22: Rentabilidad y volatilidad

Índice	Rentabilidad diaria			Volatilidad diaria			Rango	Rango
	mínima	media	Máxima	mínima	media	Máxima	Rentabilidad	Volatilidad
GENERAL BS. AS.	-13.66541	0.069717	13.67136	0.947847	1.642722	6.232987	27.33677	5.285140
BOVESPA	-17.20824	0.081588	28.83245	1.027029	2.033844	7.436628	46.040690	6.409599
IPC	-14.31446	0.078934	12.15364	0.583678	1.456182	5.696144	26.46810	5.112466
IGPA	-3.853468	0.037114	4.464726	0.275019	0.614001	1.792153	8.318194	1.517134
COLCAP	-13.25305	0.136433	18.12616	0.648694	1.293738	10.63135	31.37921	9.982656

Valores de la Rentabilidad y Volatilidad diaria de los índices de Latinoamérica entre enero 1997 y diciembre 2007, excepto para el índice de Colombia cuyo rango es de julio 2001 a febrero 2008.

FUENTE: propia sobre la base de datos obtenidos de las regresiones, histogramas y estadísticos efectuados con el programa Eviews 5.0

La mayor rentabilidad le pertenece al índice ColCap, con un promedio diario de 0,136% equivalente a un 34.11% anual, con la salvedad que su rango de datos bajo estudio representa solo el 60% del período total del estudio de 11 años, ya que la **Bolsa de Valores de Colombia (BVC)**, fue creada el 3 de julio de 2001, quedando librada del periodo de más volatilidad en los mercados bursátiles latinos.

El Índice Bovespa le sigue en orden de rentabilidad con un valor de 0,08% promedio diario, equivalente a 20.40% anual, a continuación se ubica el IPC con un

⁴¹ ($\alpha + \gamma$)

19.74% muy pegadito del Índice General de Buenos Aires con 17.42% anual resultante del 0,069% diario.

La menor rentabilidad le pertenece al Índice de Chile, el IGPA con 9.28% anual resultante de 0,037% diario.

La mayor brecha entre la rentabilidad máxima y mínima la conserva Brasil y es de 46 puntos. El índice de capitalización accionario de Colombia también ostenta un gran rango entre la máxima y mínima rentabilidad. El menor grado de amplitud se da en el mercado de Chile.

Tabla 23: Rentabilidad y volatilidad diaria y anual

Índice	Rentabilidad			Volatilidad			Cociente
	Diaria	Anual	Rango diario	Diaria	Anual	Rango diario	Vol / Rent
General Bs.As.	0.069717	17.42925	27.33677	1.642722	25.973716	5.285140	1.490237
BOVESPA	0.081588	20.3970	46.040690	2.033844	32.157896	6.409599	1.576599
IPC	0.078934	19.7335	26.46810	1.456182	23.024258	5.112466	1.166760
IGPA	0.037114	9.2785	8.318194	0.614001	9.708208	1.517134	1.046312
COLCAP	0.136433	34.10825	31.37921	1.293738	20.455793	9.982656	0.599731

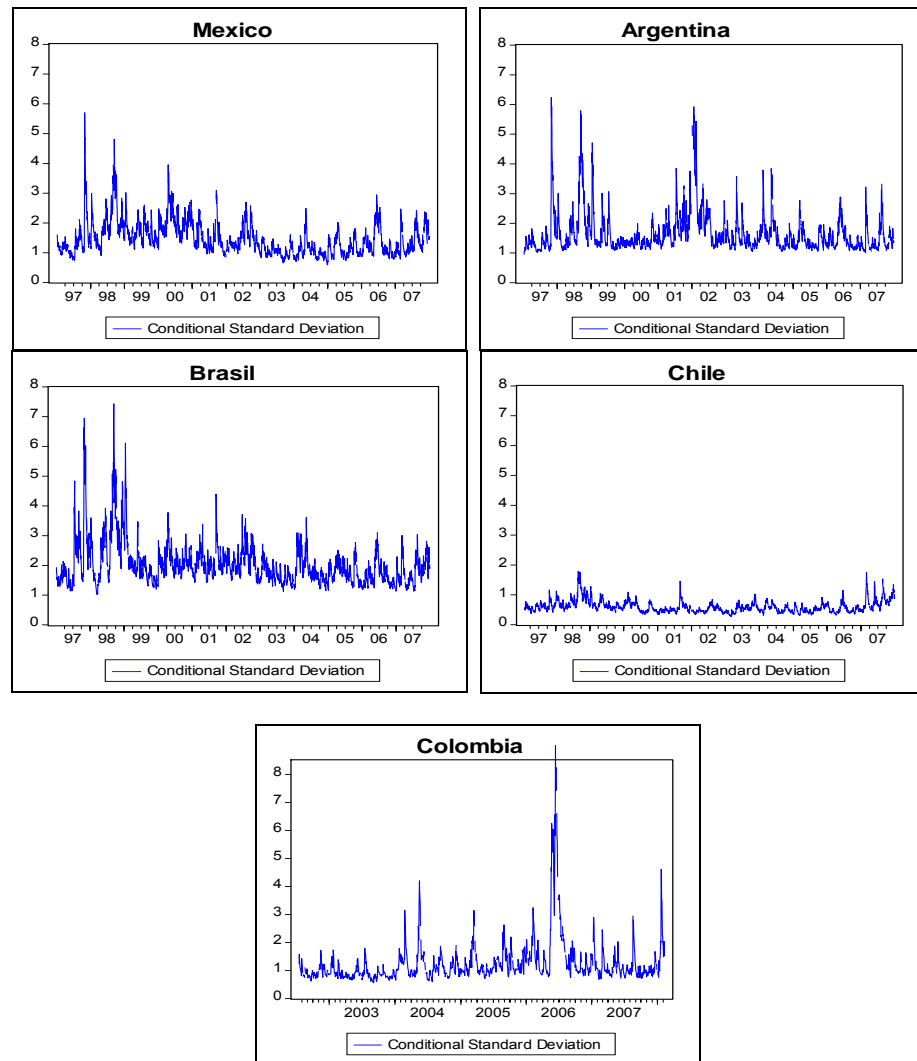
FUENTE: Elaboración propia sobre la base de datos obtenidos de las regresiones, histogramas y estadísticos efectuados con el programa Eviews5.0.

Los valores de las volatilidades son obtenidos de los estadísticos de la serie desviación estándar, derivados de la ecuación de la varianza del modelo seleccionado para cada serie. El dato anual supone 250 ruedas y se aplica la regla del cuadrado del tiempo para agregar volatilidades. Esta regla, aunque no es una expresión exacta, se utiliza para calcular la volatilidad para m días y resulta de multiplicar el valor de la volatilidad diaria por la raíz cuadrada del tiempo, en el caso del cálculo anual se utiliza la raíz cuadrada de 250.

La mayor volatilidad corresponde al índice BOVESPA con un valor de 2,03% diario, equivalente a 32.16% anual. Le sigue el índice General de Bolsa con un 1.64% diario, o sea un 25.97% anual., muy cercano se encuentra el índice de México con una volatilidad diaria de 1.46% correspondiente a un 23.03% anual. El índice IGPA, por lejos, es el de menor volatilidad, con un valor anual de 9,98% resultante de un 0,61% diario.

El índice IGPA posee el menor rango de volatilidad, es decir la menor diferencia entre el máximo y el mínimo de la muestra, con un valor de 1.51% diario, le siguen en orden creciente el índice de México con 5.11%, el índice General con 5.28% diario y el índice Bovespa con 6.4%. Finalmente el índice ColCap con una fuerte amplitud del 9.98% diario.

De la simple observación gráfica de las series evaluadas, se puede verificar que los comportamientos de las volatilidades conciden con los valores obtenidos.



Brasil es quien exhibe la mayor volatilidad, Argentina es también un mercado muy volátil, pero en una medida algo menor a Brasil. México presenta una volatilidad algo más leve a la que muestra Argentina y Colombia viene manifestando a partir del 2004 un incremento muy fuerte en su volatilidad alcanzando valores que superan los 10 puntos.

Chile ostenta la menor volatilidad de la región, caracterizándose por ser muy moderada a lo largo de todo el periodo analizado, hablando claramente de sus fuertes políticas estructurales que se mantienen a través del tiempo proporcionando a los inversores un marco de estabilidad en el ámbito financiero y jurídico.

Un indicador interesante de analizar es el que relaciona la rentabilidad esperada con el riesgo asumido. El valor del cociente volatilidad/rentabilidad va a indicar cuál es el riesgo adicional a tomar si se desea aumentar en un 1% la rentabilidad esperada, podría definírselo como el Costo Marginal de la Rentabilidad.

En el caso de los países emergentes latinoamericanos, si se toman iguales periodos de muestra, invertir en el Mercado de Santiago de Chile es el que presenta menor Costo Marginal, con una relación Vol/Rend de 1.04, lo que puede interpretarse como el costo de buscar un incremento del 1% en la rentabilidad, es de un 1,04% más de riesgo para éste índice. Prácticamente diría que aspirar a un aumento en la rentabilidad implica asumir un mayor riesgo en la misma proporción. El mercado Chileno es un mercado óptimo para aquellos inversores neutrales al riesgo que exigen que la Utilidad Marginal de inversión sea igual al Costo Marginal de Inversión.

El Índice IPC de México es el que le sigue en orden de menor costo marginal de la rentabilidad promedio con un valor de 1,17 es decir cada punto más de rentabilidad buscada tendrá un costo de incrementar el riesgo en un 1,17%.

El Índice General de Buenos Aires tiene un costo Marginal mayor a México a pesar de que sus evoluciones han sido muy similares, pero Argentina mostró siempre un nivel de riesgo algo mayor y rendimientos diarios promedios levemente inferiores. Es decir que **nuestro mercado es más costoso en términos de riesgo asumido por cada punto de rentabilidad esperada que Colombia, Chile y México.**

El índice BOVESPA es el de mayor costo marginal ya que por cada punto de rentabilidad esperada se debe asumir 1.58 puntos más de riesgo. Un costo mayor al 1.49 del índice General de Bolsa de Argentina. Además es este índice el que posee un mayor rango de volatilidad diario. Es decir **el mercado brasilero ha tenido oscilaciones más bruscas que todos los restantes países analizados, su mercado es el más costoso en términos de riesgo asumido por cada punto de rentabilidad asumida.**

Cabe destacar que su nivel de rentabilidad ofrecida es la más atractiva de la región, por ello el mercado Brasilero seduce a los inversores más amantes al riesgo.

El índice de Colombia, tiene un menor costo, pero es debido al rango de los datos, que comienza en julio de 2001, no abarcando los períodos anteriores de alta volatilidad.

Para concluir, si se quiere responder a la pregunta que originó esta investigación sobre si: ¿todos los Mercados de Valores de los países emergentes de Latino América presentan un nivel de riesgo similar, afectados por intensidades de volatilidad semejantes, o si existe independencia en sus destinos y el efecto contagio no afecta a todos los mercados de idéntica forma? Se puede señalar que el nivel de riesgo que se asume en cada mercado no es el mismo. Ante un shock externo negativo, si bien todos reaccionan con una mayor volatilidad, la magnitud de las variaciones no es la misma en todos los mercados de la región. Si existe efecto contagio entre ellos, pero la magnitud de la reacción no es similar en todos los mercados, algunos se recuperan más rápido que otros, no poseen igual persistencia ante shocks ni igual magnitud del shock.

La similitud en el destino del Mercado Bursátil Argentino con los mercados de Brasil y México están dadas por su parecido en materia micro y macroeconómica. El mercado de Chile es una clara evidencia de la posibilidad de independencia en los destinos.

Existen buenos motivos para creer que América Latina podrá conseguir mercados de capital más eficientes que faciliten el financiamiento de un crecimiento económico sostenido y de una prosperidad ampliamente compartida. Muchas economías de mercado emergente han reducido sus déficit fiscales y frenado la inflación, y están reestructurando los sistemas financieros y mejorando la supervisión y regulación prudenciales. También están tomando medidas para protegerse frente a los vaivenes adversos del mercado; por ejemplo, han elevado sus reservas, han diversificado las fuentes de financiamiento, confían en mayor grado en las fuentes internas y los recursos a largo plazo, y están desarrollando los mercados nacionales de bonos.

Como es aconsejable, si América Latina quiere atraer a un grupo más amplio de inversores, tendrá también que ofrecer más transparencia, facilitando a los mercados y al público en todos los niveles mejor información en forma más oportuna. La transparencia genera un mayor grado de responsabilidad de los formuladores de la política y la mayor credibilidad de las medidas. También fomenta el funcionamiento ordenado y eficiente de los mercados financieros al tiempo que alienta la competencia.

APÉNDICE DE CUADROS⁴²

Cuadro 1: Regresión de la variable Rentabilidad diaria del Índice General de Bolsa como un proceso AR (1)

Dependent Variable: RENT Method: Least Squares Date: 02/13/08 Time: 10:21 Sample (adjusted): 1/06/1997 6/29/2007 Included observations: 2597 after adjustments Convergence achieved after 3 iterations				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	0.071175	0.040058	1.776800	0.0757
AR(1)	0.108712	0.019513	5.571101	0.0000
R-squared	0.011819	Mean dependent var		0.071245
Adjusted R-squared	0.011438	S.D. dependent var		1.829947
S.E. of regression	1.819451	Akaike info criterion		4.035717
Sum squared resid	8590.497	Schwarz criterion		4.040231
Log likelihood	-5238.378	F-statistic		31.03717
Durbin-Watson stat	1.997790	Prob(F-statistic)		0.000000
Inverted AR Roots	.11			

Cuadro 2: Contraste de White para testear la existencia de heterocedasticidad de los residuos de un proceso AR(1) para la variable rentabilidad del índice General de Bolsa

White Heteroskedasticity Test:				
F-statistic	144.3580	Probability		0.000000
Obs*R-squared	260.1003	Probability		0.000000
Test Equation: Dependent Variable: RESID^2 Method: Least Squares Date: 02/13/08 Time: 10:50 Sample: 1/06/1997 6/29/2007 Included observations: 2597				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	2.310786	0.197642	11.69179	0.0000
RENT(-1)	-0.172201	0.103451	-1.664566	0.0961
RENT(-1)^2	0.301073	0.017720	16.99065	0.0000
R-squared	0.100154	Mean dependent var		3.307854
Adjusted R-squared	0.099460	S.D. dependent var		10.12584

⁴² Todas la Tablas de este capítulo fueron elaboradas utilizando el programa E-Views 5.0.

S.E. of regression	9.609092	Akaike info criterion	7.364451
Sum squared resid	239516.1	Schwarz criterion	7.371223
Log likelihood	-9559.740	F-statistic	144.3580
Durbin-Watson stat	2.098777	Prob(F-statistic)	0.000000

Cuadro 3: Test ARCH LM de verificación de la existencia de heterocedasticidad de los residuos de un proceso AR(1) de la variable rentabilidad del Índice General de Bolsa

ARCH Test:				
F-statistic	115.2416	Probability	0.000000	
Obs*R-squared	392.0300	Probability	0.000000	
Test Equation:				
Dependent Variable: RESID^2				
Method: Least Squares				
Date: 02/13/08 Time: 11:10				
Sample (adjusted): 1/10/1997 6/29/2007				
Included observations: 2593 after adjustments				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	1.537380	0.203493		