

Universidad Torcuato Di Tella
Escuela de Negocios

Master en Finanzas
Tesis de Graduación

Asimetría y Modelos GARCH:
Un Estudio Empírico*

Héctor Lionel Modi

Junio de 2005

Tutor: Andrés Azicri

* Agradezco la valiosa participación de Andrés Azicri en la discusión y desarrollo del tema.

Abstract

A lo largo del trabajo se busca testear si, ante shocks exógenos de diferente signo, los modelos de volatilidad pertenecientes a la familia GARCH que pretenden capturar asimetrías, pueden efectivamente reproducir *out of sample* los efectos que tiene el nivel de leverage financiero de la estructura de capital de las firmas sobre la volatilidad de sus retornos.

Contenido

1	Introducción	3
2	Framework Teórico	4
2.1	Los Modelos	5
2.1.1	GARCH(P, Q)	6
2.1.2	GJR(P, Q)	7
2.1.3	EGARCH(P, Q)	8
2.1.4	Comparación	8
2.2	Medición de la Varianza Diaria	9
2.3	Función de Pérdida o <i>Loss Function</i>	11
2.4	Planteo del Test	12
3	Datos y Estudio Empírico	17
3.1	Datos Utilizados	17
3.2	Resultados Empíricos	19
4	Conclusiones y Palabras Finales	20
5	Referencias	23
6	Apéndice	26

1 Introducción

La volatilidad de los mercados financieros fue siempre un tema que cautivó la atención de numerosos investigadores y agentes puesto que es un componente clave a la hora de la toma de decisiones en contextos de incertidumbre; por esta razón es que la posibilidad de establecer una predicción acerca de su comportamiento es un factor crítico al momento de analizar una inversión realizada sobre cualquier activo financiero.

Como se describe en Poon y Granger (2003), la literatura fue desarrollando a lo largo del tiempo diversas aproximaciones a esta cuestión planteándose modelos que abarcan desde simples regresiones lineales hasta tratamientos con volatilidad estocástica, volatilidad implícita, esquemas de tipo GARCH, etc., todos ellos con la intención de ir representando de una manera más adecuada la realidad. Con este fin, cada modelo fue procurando capturar en mayor o menor medida los diferentes hechos estilizados que los mercados financieros presentan, como ser distribuciones de retornos con colas pesadas, asimetrías, clustering de volatilidad, reversión a la media, etc. y asimismo fueron oscilando entre presentaciones parsimoniosas y sencillas hasta modelos de gran sofisticación.

Particularmente en el presente trabajo, nos detendremos en uno de estos hechos estilizados el cual se refiere a la asimetría que poseen las respuestas de las volatilidades de activos con diferente nivel de apalancamiento financiero ante shocks exógenos positivos y negativos, hecho conocido en la literatura como *leverage effect*; y bajo

este marco de trabajo, analizaremos la capacidad de predicción o modelización *out of sample* de este efecto por algunos de los integrantes de la familia de modelos GARCH. El test procura captar si consistentemente los modelos que contemplan dicha asimetría, predicen mejor el comportamiento de la volatilidad de activos apalancados en comparación con un benchmark establecido a partir de un modelo que ignora esta característica. El estudio se estará realizando sobre un conjunto de firmas y series de tipos de cambio clasificados en tres subgrupos a saber: a) tipos de cambio, donde el *leverage effect* no parece relevante; b) firmas poco apalancadas, donde el *leverage effect* no debería ser de gran significancia; y c) firmas altamente apalancadas, donde el capturar el *leverage effect* se vuelve esencial.

El resto del trabajo se organiza en tres grandes secciones. La Sección 2 detalla el contexto teórico de los modelos utilizados y describe la puesta en práctica del test propuesto para el contraste. La Sección 3 presenta los datos utilizados y los resultados obtenidos. Finalmente en la Sección 4 se intentan esbozar algunas conclusiones.

2 Framework Teórico

Como se introdujo en el apartado anterior, el testeo de nuestra hipótesis se realizará sobre las predicciones *Minimum Mean Square Error* de los modelos *out of sample*, o sea, a partir de una muestra de tamaño N se tomarán las primeras R observaciones para ajustar el modelo y posteriormente se realiza la comparación de la predicción del

mismo para los $N - R$ períodos restantes contra las correspondientes observaciones de la muestra que se poseen. Este criterio seleccionado se considera preferido a un test de simple ajuste a los datos observados, puesto que el fin que se busca en este tipo de modelización es de carácter *forward-looking* y no *backward-looking*. Por otro lado, debemos mencionar que el testeado se relizará sobre ambas colas de la distribución, o sea se analizará el poder predictivo frente a un shock positivo y a otro negativo.

De manera de definir en forma completa el test es necesario determinar cuatro cuestiones; primero, se debe establecer un modelo base o benchmark contra el cual comparar la performance predictiva de los modelos alternativos; segundo, se debe establecer con precisión como medir la variable bajo análisis, para nuestro caso la varianza de los retornos; tercero, se debe establecer una función que nos permita cuantificar la penalidad por el desvío de la predicción respecto del real valor efectivamente observado, función a la que se conoce con el nombre de *loss function*; y cuarto, debemos definir una metodología de testeado que nos permita afirmar si en forma significativa o no, la predicción de los modelos alternativos es mejor, en términos de la *loss function* establecida, que el modelo base.

2.1 Los Modelos

Los modelos que utilizaremos para nuestro estudio son tres, cada uno de los cuales posee características propias que les otorgan diferentes fortalezas y debilidades, sin

embargo todos ellos parten del mismo origen, modelizar el comportamiento de la varianza de los retornos de los activos asumiendo la siguiente ley de comportamiento,

$$r_t = \mu + \varepsilon_t$$

donde r_t es el retorno diario de un activo en el día t y μ es una constante que representan el retorno medio. Por otro lado, en conjunto con esta proposición, se define al término de perturbación estocástica como

$$\varepsilon_t = v_t \sqrt{h_t}$$

donde $\{v_t\}$ es un proceso ruido blanco; y h_t es el componente a modelizar por las diferentes alternativas de modelos de la familia GARCH que consideraremos.

2.1.1 GARCH(P, Q) El modelo base o benchmark sobre el cual se establecerán las comparaciones, fue desarrollado en Bollerslev (1986) y es denominado GARCH(P, Q), donde para nuestros fines consideraremos $P = 1$ y $Q = 1$. Este modelo propone entonces,

$$h_t^2 = \kappa + \alpha h_{t-1}^2 + \beta \varepsilon_{t-1}^2$$

con las restricciones

$$\alpha + \beta < 1$$

$$\kappa > 0$$

$$\alpha \geq 0$$

$$\beta \geq 0$$

Esta caracterización, como puede notarse, es del tipo simétrico puesto que el signo de la perturbación estocástica es ignorado ya que ésta es elevada al cuadrado y deja así de lado las consideraciones de *leverage effect*. Precisamente por esta razón es que se lo ha elegido como benchmark.

2.1.2 GJR(P, Q) El primero de los dos modelos alternativos utilizados para la comparación fue propuesto en Glosten, Jagannathan y Runkle (1993) y se conoce como GJR(P, Q). El conjunto de modelos que tomaremos aquí responde a las combinaciones de $P = 1, 2$ y $Q = 1, 2$. Este modelo plantea la siguiente ecuación,

$$h_t^2 = \kappa + \sum_{i=1}^P \alpha_i h_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^Q \beta_j \varepsilon_{t-j}^2 + \sum_{j=1}^Q L_j S_{t-j}^- \varepsilon_{t-j}^2$$

donde

$$S_{t-j}^- = \begin{cases} 1 & \text{si } \varepsilon_{t-j} < 0 \\ 0 & \text{si } \varepsilon_{t-j} \geq 0 \end{cases}$$

y las restricciones

$$\sum_{i=1}^P \alpha_i + \sum_{j=1}^Q \beta_j + \frac{1}{2} \sum_{j=1}^Q L_j < 1$$

$$\kappa > 0$$

$$\alpha_i \geq 0 \quad i = 1, 2, \dots, P$$

$$\beta_j \geq 0 \quad j = 1, 2, \dots, Q$$

$$\alpha_i + \beta_j \geq 0 \quad j = 1, 2, \dots, Q$$

2.1.3 EGARCH(P, Q) Por último el otro modelo comparativo considerado es el propuesto en Nelson (1991) llamado EGARCH(P, Q). Análogamente considerándose aquí las combinaciones posibles de $P = 1, 2$ y $Q = 1, 2$. La ecuación para el mismo es,

$$\log h_t^2 = \kappa + \sum_{i=1}^P \alpha_i \log h_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^Q \beta_j \left[\frac{|\varepsilon_{t-j}|}{h_{t-j}} - \sqrt{\frac{2}{\pi}} \right] + \sum_{j=1}^Q L_j \left(\frac{\varepsilon_{t-j}}{h_{t-j}} \right)$$

Es un punto importante a destacar que los modelos EGARCH(P, Q) son tratados como ARMA(P, Q) para $\log h^2$, por lo que la única condición de estabilidad que este modelo debe cumplir es que las raíces λ del polinomio característico

$$\lambda^P - \alpha_1 \lambda^{P-1} - \alpha_2 \lambda^{P-2} - \dots - \alpha_p$$

se encuentren dentro del círculo unitario.

2.1.4 Comparación En cuanto a las diferencias entre ellos, podemos observar que tanto para los modelos GARCH como GJR, la persistencia de las perturbaciones estocásticas es capturada por los coeficientes α_i y β_j , mientras que en los modelos EGARCH, esta sólo es capturada por α_i .

Por otro lado, el punto clave en estos desarrollos y el cual nos permite establecer una clara división en dos clases, proviene del hecho que los modelos EGARCH y GJR, a través de los coeficientes L_j , aún bajo diferentes formas, capturan el *leverage effect* presente en el comportamiento de la volatilidad de los retornos de los activos. Esta es la característica que ha dado en denominarlos asimétricos puesto que el impacto

del shock varía según sea su signo. Los GARCH, como se mencionó anteriormente, no poseen esta característica modelando así el mismo impacto independientemente del signo del shock. Para ilustrar esta distinción, podemos observar en la Figura 1 en forma gráfica la respuesta de los diferentes modelos ante los shocks.

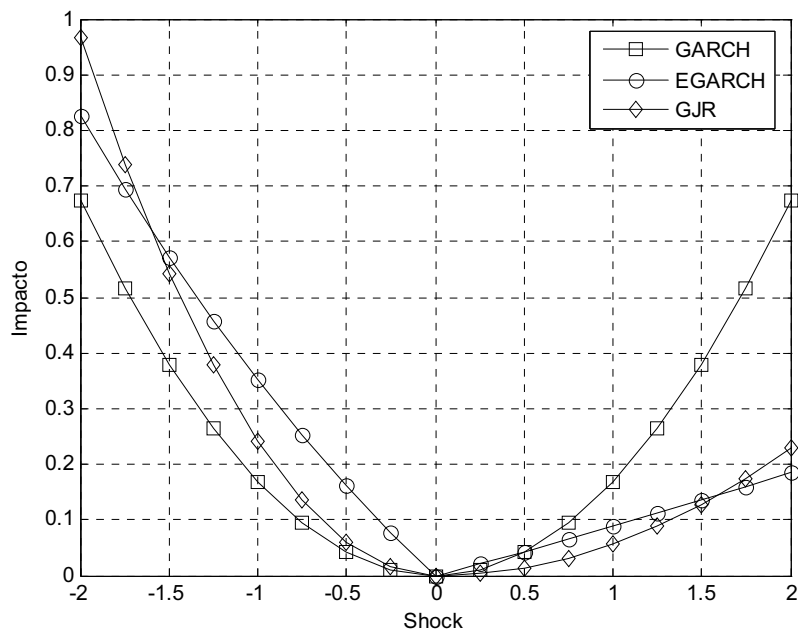


Figura 1: Impacto de los shocks en los diferentes modelos

2.2 Medición de la Varianza Diaria

La literatura presenta en esta materia diferentes alternativas, las que fueron desarrolladas acompañando los avances de la tecnología computacional dado que las más modernas requieren datos intradiarios o de alta frecuencia.

El primer esquema considerado afirma que la varianza diaria de los retornos condicional a la información en t puede ser aproximada mediante r_t^2 dado que se asume

$E(r_t | \mathcal{F}_{t-1}) \simeq 0$. Este es el enfoque que tradicionalmente fue utilizado por la mayor parte de los autores.

La segunda alternativa de cálculo fue propuesta en Andersen y Bollerslev (1998) y se dió en llamar *realized variance*. Para su cálculo se parte de datos intradiarios y si definimos $r_{t,i,m}$ como el retorno sobre el intervalo $1/m$ en el día t , para $i = 1, 2, \dots, m$, la *realized variance* del retorno diario para el día t se computa como $RV_t = \sum_{i=1}^m r_{t,i,m}^2$, ya que nuevamente se asume $E(r_{t,i,m} | \mathcal{F}_{t-1}) \simeq 0$. En el caso de que no se posean datos para todo i puede escalarse la porción que se posee hasta abarcar todo el dominio de i . Como se sugiere en Hansen y Lunde (2003), el uso de *realized variance* para la comparación de performance de predicción puede llevar a resultados más robustos.

Además de éstas, existen también otras alternativas como las presentadas en Cho y Frees (1988) o Engle y Russell (1998), las cuales suponen intervalos de tiempo entre transacciones de mercado discretos e irregulares, donde el énfasis en la volatilidad deja de ser solamente la simple dispersión de los datos respecto de su media, sino que intentan capturar las diferentes velocidades de trading de los activos. Estos enfoques tratan de diferenciar jornadas con diferentes expectativas de mercado las cuales suponen se ven reflejadas en el volumen y timing de trading generando mayor volatilidad. La frecuencia de análisis de este tipo de modelos es a nivel tick de operación.

Para lo que resta de nuestro trabajo calcularemos la varianza diaria como la primer

modalidad sugiere, dado que a nuestro parecer es la que ha sido utilizada mayormente y no presenta mayores supuestos que cualquiera de las otras; por otro lado, es de gran facilidad y sencillez de cómputo.

2.3 Función de Pérdida o *Loss Function*

Una forma popular de evaluar el poder predictivo de los modelos de volatilidad se basó en el R^2 de la conocida regresión de Mincer-Zarnowitz (MZ), la cual propone

$$r_t^2 = a + bh_t^2 + u_t$$

Este modelo sin embargo parece mostrar sensibilidad a *outliers* en la muestra. Por otro lado la regresión MZ no penaliza el sesgo en la predicción, por lo que se hace necesario establecer algún otro criterio. Es en este punto donde aparecen las *loss functions* o funciones de pérdida.

Existe una gran variedad de funciones de pérdida como se discute en Granger (1999); y al encontrarse ante la selección de una de éstas, en Bollerslev, Engle y Nelson (1994) se explica que no resulta obvio cuál utilizar para evaluar modelos de volatilidad ya que cada una posee sus virtudes y defectos. De esta manera, según nuestro criterio y haciendo caso a estas cuestiones, en el presente trabajo haremos uso de la función *Mean Square Error (MSE)* ya que parece ser uno de los candidatos

más robustos a outliers y posee una fácil interpretación. Ésta se define como

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (\sigma_t^2 - h_t^2)^2$$

Como nota final consideramos interesante hacer referencia a una reciente técnica de cómputo de pérdida la cual no se centra en aspectos estadísticos, sino que busca capturar la pérdida medida en términos de valor, que puede llegar a ocasionar un modelo de baja capacidad de predicción en una decisión de portfolio. Dicha metodología la podemos encontrar en Fleming, Kirby y Ostdiek (2001 y 2002). En ambos trabajos los autores proponen identificar como inverso al valor de pérdida a la prima que un agente averso al riesgo está dispuesto a pagar por poseer un portfolio que contemple volatilidad dinámica frente a un portfolio óptimo estático *ex ante*.

2.4 Planteo del Test

Para poder extraer alguna conclusión sobre nuestra hipótesis debemos establecer una metodología que nos permita testear un conjunto de modelos contra un benchmark, dado que buscamos evaluar la performance predictiva del conjunto de modelos asimétricos contra otro simétrico como benchmark. Es importante enfatizar en este punto, que a los fines del test que estamos realizando, y dado que los modelos serán comparados a la luz de una función de pérdida, no se asume que estos estén bien especificados ni es este supuesto necesario ya que *no* se hace referencia a cuestiones de ajustamiento en todo el procedimiento.

El proceso de comparación de modelos a partir de una única muestra de datos dada, puede llevar a conclusiones espúreas, pudiendo ocurrir que un modelo inferior resulte favorecido respecto de otros modelos mejores por aspectos puntuales de la muestra. Otro problema aparece al incorporar más modelos en la comparación dado que este procedimiento puede *diluir* la participación de los modelos buenos en la muestra total afectando los resultados del test. Estas cuestiones tornan así importante el poder controlar el conjunto completo de modelos y sus interdependencias al tratar la significancia en la diferencia de performance.

Existen para el tratamiento de esta problemática dos aproximaciones particularmente relevantes; una desarrollada en White (2000) llamada *Reality Check (RC)*, y otra propuesta en Hansen (2004) denominada *Test for Superior Predictive Ability (SPA)*. Ambos trabajos fueron contruidos en línea con los estudios anteriores hallados en Diebold y Mariano (1994) y posteriormente en West (1996), y enfatizan en la corrección de conclusiones espúreas asunto que estas dos metodologías anteriores dejan de lado. Podemos nombrar además una última alternativa propuesta en Dell'Aquila y Ronchetti (2004) donde se trata de obtener un test de mayor robustez, pero no obstante se continúa dejando fuera de consideración el problema de conclusiones espúreas.

Centrándonos en *RC* y *SPA*, ambos son tests que permiten evaluar si un modelo benchmark es significativamente superado por otro conjunto de modelos teniendo en

cuenta la cantidad de alternativas incluida en el test y particularmente contemplando si el resultado fuera obtenido *por casualidad*.

Dentro de estos dos, para nuestro trabajo nos basaremos en la utilización del *SPA*, ya que se demuestra en Hansen (2004) que si bien las metodologías de cálculo son idénticas, *RC* posee menos potencia que *SPA* puesto que este último, a diferencia de *RC*, utiliza una versión estandarizada del estadístico de contraste, aspecto que se ampliará más adelante. Para ver una implementación de *RC* en un test similar al propuesto en el presente trabajo, remitirse por ejemplo a Souza, Veiga y Madeiros (2004).

Siguiendo a Hansen (2004), el test *SPA* busca realizar inferencia sobre la hipótesis nula que afirma que el modelo benchmark es tan bueno como los demás en términos de la función de pérdida definida para la comparación. Formalmente,

$$H_o : \lambda_k \equiv E(X_{k,t}) \leq 0 \text{ para todo } k = 1, \dots, l.$$

donde l es la cantidad de modelos alternativos considerados y $X_{k,t}$ es la variable de performance relativa del modelo k comparado con el benchmark. Esta variable relativa a su vez está definida para cada k por,

$$X_{k,t} \equiv L_{0,t} - L_{k,t} \text{ para } t = 1, \dots, n$$

donde el subíndice $k = 0$ indica al modelo benchmark, n es la cantidad de períodos de la predicción y $L_{k,t}$ la medida de pérdida de la predicción para el momento t del

modelo k contra la serie realmente observada.

Para el testeo de dicha hipótesis el test *SPA* sugiere el siguiente estadístico,

$$T^{SPA} \equiv \max_{k=1, \dots, l} \frac{\bar{X}_k}{\hat{\omega}_{kk}}$$

donde $\bar{X}_k = n^{-1} \sum_{t=1}^n X_{k,t}$ y $\hat{\omega}_{kk}^2$ es un estimador consistente de ω_{kk}^2 la varianza de \bar{X}_k . Este T^{SPA} queda determinado entonces como el estadístico de máximo valor y el test tratará de inferir si es o no lo suficientemente grande como para violar $H_o : \lambda_k \leq 0$ para todo $k = 1, \dots, l$. Para poder realizar la contrastación hace falta estimar ω_{kk}^2 y la distribución de T^{SPA} bajo H_o para tabular valores críticos.

El primer paso en este camino consiste en dividir la muestra de tamaño $R + n$ en dos tramos, uno que comprende $t = [-R, 0]$ para la estimación de los modelos y otro con $t = [1, n]$ para la evaluación de la predicción. Se estiman los $l + 1$ modelos, y luego se realizan las n predicciones de un período hacia adelante obteniéndose así $l + 1$ secuencias de *forecasts*, $\{h_{k,t}^2\}_{t=1}^n$ con $k = 0, \dots, l$ a ser comparadas con la secuencia de varianzas observadas $\{\hat{\sigma}_t^2\}_{t=1}^n$ construídas como se propuso oportunamente. A partir de estas dos series, cada modelo entonces generará una secuencia de pérdidas $L_{k,t} \equiv (\hat{\sigma}_{k,t}^2 - h_{k,t}^2)^2$, las que servirán luego para construir $\{X_{k,t}\}_{t=1}^n$ con $k = 1, \dots, l$.

El siguiente paso busca estimar mediante *bootstrapping* la distribución de T_n^{SPA} bajo la hipótesis nula, procedimiento que se realiza con la metodología desarrollada en Politis y Romano (1994) denominada *Stationary Bootstrap*. En nuestro trabajo estaremos realizando este proceso con $B = 10.000$ cantidades de *bootstrap resamples*, y

utilizaremos un $q = .5$, obtenidos a partir de Andrews y Buchinsky (2000). Mediante este método se obtienen vectores $\mathbf{X}_{k,b}^*$, para $b = 1, \dots, B$ y $k = 1, \dots, l$ de dimensión $nx1$, que son el resultado del *bootstrap resample* b realizado sobre t , para el modelo k . A continuación, calculamos $\bar{X}_{k,b}^* = n^{-1} \sum_{t=1}^n X_{k,b,t}^*$, para $b = 1, \dots, B$ y $k = 1, \dots, l$, y a partir de Goncalves y de Jong (2003), la distribución empírica de $n^{1/2} \bar{X}_{k,b}^*$ converge a la verdadera distribución asintótica de $n^{1/2} \bar{X}_k$. Por otro lado podemos estimar también $\hat{\omega}_{kk}^2 \equiv \frac{n}{B} \sum_{b=1}^B (\bar{X}_{k,b}^* - \bar{X}_k)^2$.

El próximo paso implica centrar las variables resultado del bootstrap para que satisfagan la hipótesis nula $\lambda_k \leq 0$ para todo $k = 1, \dots, l$. Idealmente las variables deberían ser centradas en el verdadero valor de λ_k , pero como éste es desconocido usaremos tres estimadores propuestos por Hansen (2004), los cuales son

$$\hat{\lambda}_k^l = \min(\bar{X}_k, 0) \quad \hat{\lambda}_k^c = \bar{X}_k 1_{\{\bar{X}_k \leq -A_{k,n}\}} \quad \hat{\lambda}_k^u = 0$$

donde $A_{k,n} \equiv \frac{1}{4} n^{-1/4} \hat{\omega}_{kk}$. Definimos entonces $\bar{Z}_{k,b}^{*,i} \equiv \bar{X}_{k,b}^* - g_i(\bar{X}_k)$, para $i = l, c, u$; donde $g_l(x) \equiv \max(x, 0)$, $g_c(x) \equiv x 1_{\{x > -A_{k,n}\}}$, y $g_u(x) \equiv x$. Con esto podemos aproximar la distribución de T^{SPA} a través de las distribuciones empíricas de,

$$T_b^{SPA*,i} \equiv \max_{k=1, \dots, l} \frac{n^{1/2} \bar{Z}_{k,b}^{*,i}}{\hat{\omega}_{kk}} \text{ para } i = l, c, u \text{ con } b = 1, \dots, B$$

Por último, podemos calcular los *p-values* para $i = l, c, u$ como

$$\hat{p}_{SPA}^i \equiv B^{-1} \sum_{b=1}^B 1_{\{T_b^{SPA*,i} > T^{SPA}\}}$$

Para *p-values* menores a un nivel de confianza determinado la hipótesis nula puede ser rechazada.

3 Datos y Estudio Empírico

3.1 Datos Utilizados

Para el análisis se conformaron tres conjuntos de datos, uno de ellos integrado por monedas y los otros dos consistentes en empresas diferenciadas en su grado de apalancamiento financiero.

En el primer conjunto, las monedas que se consideraron son el Yen japonés, el Marco alemán, el Franco suizo y la Libra inglesa, todas cotizadas respecto del Dólar estadounidense. Por el lado de las empresas, se seleccionaron 26 compañías del sector *utilities* integrantes del índice S&P 500, dentro de las cuales se armaron dos subgrupos a partir del *índice de apalancamiento*¹ promedio que cada una presentó durante el período de análisis. Con este criterio, se establecieron como empresas de bajo apalancamiento financiero a aquellas con un ratio inferior al 35% determinándose así un subgrupo de 6; y las restantes 20 conformaron el otro subgrupo que conglomera a las empresas de medio/alto apalancamiento financiero. En la Tabla 1 se presentan las compañías en mayor detalle.

¹El *índice de apalancamiento* se definió como Pasivo Total sobre Activo Total (también conocido como Debt-To-Assets).

Empresa	Leverage	Clasificación
PG&E CORP	24,17%	Bajo
DUKE ENERGY CORP	26,12%	
NICOR INC	27,62%	
CONSTELLAT ENER	29,96%	
CENTERPOINT ENER	30,74%	
AMERICAN ELECTRI	31,23%	
ENTERGY CORP	35,29%	Alto/Medio
SOUTHERN CO	36,20%	
FPL GROUP INC	36,45%	
PINNACLE WEST	37,19%	
CONS EDISON INC	37,81%	
CINERGY CORP	38,96%	
PEOPLES ENERGY	40,71%	
PPL CORPORATION	41,10%	
CMS ENERGY CORP	42,06%	
EXELON CORP	42,97%	
DTE ENERGY CO	43,28%	
ALLEGHENY ENERGY	44,49%	
DOMINION RES/VA	45,25%	
NISOURCE INC	46,12%	
TECO ENERGY INC	47,88%	
PUB SERV ENTERP	48,14%	
TXU CORP	48,83%	
XCEL ENERGY INC	49,52%	
PROGRESS ENERGY	51,23%	
EDISON INTL	52,19%	

Tabla 1

En lo que refiere a los eventos de impacto exógeno que se seleccionaron para el análisis, ubicamos el shock negativo el día 11 de septiembre de 2001 fecha del atentado a las Twin Towers y el shock positivo el día 9 de octubre de 2002 en el que se dieron a conocer buenos resultados para este sector en los mercados de capitales. Para la estimación de los modelos se optó por una ventana de 504 días (dos años comerciales) determinando entonces dos rangos de fechas que van del 12/09/1999 al 11/09/2001 y del 04/10/2000 al 09/10/2002 para el shock negativo y positivo respectivamente.

Finalmente el forecast *out of sample* se realizó sobre un horizonte de 50 días.

3.2 Resultados Empíricos

A partir de los datos organizados se procedió a realizar el cómputo del test, obteniéndose los resultados que se muestran en las Tablas A1 y A2 del Apéndice. En ellas se presentan según el signo del shock, los activos ordenados con un criterio ascendente en el grado de apalancamiento financiero, y se muestran los tres p-values del estadístico de contrastaste para cada activo. Como se detalló en la exposición metodológica, para p-values inferiores al 0,05 podemos afirmar con una confianza del 95% que la hipótesis nula es rechazada.

De forma de sintetizar estos guarismos y consolidar la información, presentamos en la Tabla 2, expresados según el tipo shock y para cada clasificación, el porcentaje de los miembros para los que el test rechazó la hipótesis nula de overperformance del modelo GARCH(1,1) simétrico frente a los modelos asimétricos considerando el estimador SPA^u por identificarse como el más exigente. Asimismo se agrega una línea que consolida el resultado del conjunto de compañías el cual luego nos será útil a los fines de motivar algunas conclusiones.

	Shock Negativo	Shock Positivo
Monedas	0,00%	0,00%
Empresas	57,69%	30,77%
Bajo Leverage	33,33%	16,67%
Alto/Medio Leverage	65,00%	35,00%

Tabla 2

En las Figuras A1 a A6 presentadas en el Apéndice, se encuentran desagregados gráficamente los resultados del test de forma de poder visualizar su fundamento a partir del comportamiento de los diferentes modelos. En dichas figuras se presenta un diagrama de *kernel* en el que se muestra el mapa de densidades construídas a partir de los valores de la función de pérdida para cada modelo. Se presenta en ellos la posición del GARCH(1,1) para comparación. Valores a la izquierda de esta posición implican performances superiores, y valores a la derecha performances inferiores, de esta forma un área de gran proporción a la derecha de la línea vertical indicaría que el modelo GARCH(1,1) estaría presentando una mejor performance relativa que sus competidores por lo que el test debería estar rechazando la hipótesis nula. El análisis recíproco es aplicable para áreas de gran proporción situadas a la izquierda de la línea.

4 Conclusiones y Palabras Finales

El análisis inicial de los resultados obtenidos, a simple vista parece mostrar evidencias acerca de la verificación de las motivaciones teóricas de los diferentes tipos de modelos, tema que nos ocupa en el presente trabajo.

Si nos concentramos en el grupo de monedas, podemos observar que bajo ninguno de los dos escenarios de shock el test pudo identificar mayor performance en los modelos asimétricos confirmando el hecho de que en activos donde el apalancamiento

es considerado irrelevante, la aplicación de los modelos constuídos para capturar este efecto carece de sentido.

Un panorama diferente presenta el conjunto de empresas. Aquí podemos ver que los resultados son diferentes según sea el signo del shock. Si el shock es negativo, obtenemos que para un 57,69% de los casos el test encuentra mejor performance en los modelos asimétricos; si el shock es positivo en cambio, este valor desciende a 30,77%.

Los resultados hallados responden precisamente a la forma de captar la asimetría. Los modelos asimétricos seleccionados en nuestro análisis, como se comentó anteriormente y quedó explícito en la Figura 1, se diferencian principalmente del GARCH(1,1) en la modelización de la cola negativa o sea, para shocks positivos no existe una gran diferencia entre estos tipos de modelos pero para shocks negativos sí, verificándose esto en los números obtenidos.

Este hecho se ve más profundamente marcado cuando ingresamos en la subdivisión por grado de apalancamiento. En este nivel, notamos que para las empresas de mayor leverage, los modelos asimétricos poseen una performance considerablemente superior ante shocks negativos, pero para empresas de bajo apalancamiento en cambio, esto no es tan claro ya que sólo un 33,33% de las veces los modelos asimétricos tuvieron superior performance. En lo que respecta al análisis del shock de signo positivo, se replica el patrón comentado en el párrafo anterior aunque el nivel de leverage

financiero parece favorecer en términos de performance a los modelos asimétricos.

Conluyendo, en el presente trabajo hemos aplicado el test *SPA* de forma de analizar la capacidad de los modelos de volatilidad asimétricos en comparación con sus pares simétricos en la modelización *out of sample* de la respuesta de la volatilidad de activos con diferentes niveles de apalancamiento financiero ante shocks exógenos positivos y negativos, y en este punto pudimos establecer conclusiones sobre los dos puntos relevantes a nuestro análisis; primero, encontramos evidencias en los datos utilizados de que los modelos que capturan impactos asimétricos de shocks de signos diferentes en activos donde el apalancamiento financiero es relevante poseen mayor poder de predicción que modelos que ignoran este hecho; y segundo, la efectividad de estos modelos asimétricos aumenta con la grado de apalancamiento del activo en análisis.

Desde ya este estudio se limitó solamente a algunos modelos de volatilidad del tipo GARCH y no a todo el espectro completo; y asimismo se consideró un grupo determinado de compañías por lo que aun queda mucho trabajo pendiente por realizarse en esta materia; pero en principio y en base a los resultados aquí presentados parece ser relevante realizar una breve reflexión sobre que tipo de activo se está analizando para poder luego seleccionar la metodología correcta de modelización.

5 Referencias

Andersen, T. y Bollerslev, T. (1998), "Answering the skeptics: Yes, standard volatility models do provide accurate forecasts", *International Economic Review*

Andrews, D. y Buchinsky, M. (2000), "A three-step method for choosing the number of bootstrap repetitions", *Econometrica*

Bollerslev, T. (1986), "Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity", *Journal of Econometrics*

Bollerslev, T., Engle, R. y Nelson, D. (1994), "ARCH models", *Handbook of Econometrics Vol. IV*

Cho, D. y Frees, E. (1986), "Estimating the volatility of discrete stock prices", *The Journal of Finance*

Dell'Aquila, R. y Ronchetti, E. (2004), "Robust test of predictive accuracy", *Working Paper*

Diebold, F. y Mariano, R. (1994), "Comparing predictive accuracy", *Journal of Business and Economic Statistics*

Engle, R. y Russell, J. (1998), "Autorregresive conditional duration: A new model for irregularly spaced transaction data", *Econometrica*

Fleming, J., Kirby, C. y Ostdiek, B. (2001), "The economic value of volatility timing", *The Journal of Finance*

Fleming, J., Kirby, C. y Ostdiek, B. (2002), "The economic value of volatility timing using realized volatility", *Journal of Financial Economics*

Glosten, L., Jagannathan, R. y Runkle, D. (1993), "On the relation between the expected value and the volatility of the nominal excess return on stocks", *The Journal of Finance*

Goncalves, S. y de Jong, R. (2003), "Consistency of the stationary bootstrap under weak moment conditions", *Economics Letters*

Granger, C. (1999), "Empirical modeling in economics", *Cambridge University Press*

Hamilton, J. (1994), "Time series analysis", *Princeton University Press*

Hansen, P. y Lunde, A. (2003), "Consistent preordering with estimated criterion function, with an application to the evaluation and comparison of volatility models", *Working Paper*

Hansen, P. (2004), "A test for superior predictive ability", *Working Paper*

Nelson, D. (1991), "Conditional heteroskedasticity in asset returns: A new approach", *Econometrica*

Poon, S. y Granger, C. (2003), "Forecasting volatility in financial markets: A review", *Journal of Economic Literature*

Politis, D. y Romano, J. (1994), "The stationary bootstrap", *Journal of the American Statistical Association*

Souza, L., Veiga, A. y Madeiros, M. (2004), "Evaluating the forecasting performance of GARCH models using White's reality check", *Working Paper*

West, K. (1996), "Asymptotic inference about predictive ability", *Econometrica*

White, R. (2000), "A reality check for data snooping", *Econometrica*

6 Apéndice

	SHOCK POSITIVO		
	SPAI	SPAc	SPAu
Libra Esterlina	0,436	0,436	0,768
Franco Suizo	0,443	0,443	0,745
Marco Alemán	0,436	0,436	0,782
Yen	0,474	0,474	0,764
PG&E CORP	0,266	0,266	0,410
DUKE ENERGY CORP	0,000	0,000	0,848
NICOR INC	0,261	0,261	0,551
CONSTELLAT ENER	0,003	0,003	0,006
CENTERPOINT ENER	0,112	0,112	0,391
AMERICAN ELECTRI	0,105	0,105	0,196
ENTERGY CORP	0,000	0,000	0,000
SOUTHERN CO	0,020	0,020	0,070
FPL GROUP INC	0,318	0,318	0,547
PINNACLE WEST	0,347	0,347	0,521
CONS EDISON INC	0,331	0,331	0,666
CINERGY CORP	0,305	0,305	0,674
PEOPLES ENERGY	0,000	0,000	0,000
PPL CORPORATION	0,244	0,244	0,929
CMS ENERGY CORP	0,294	0,294	0,300
EXELON CORP	0,000	0,000	0,000
DTE ENERGY CO	0,001	0,001	0,001
ALLEGHENY ENERGY	0,001	0,001	0,008
DOMINION RES/VA	0,502	0,520	0,520
NISOURCE INC	0,536	0,536	0,651
TECO ENERGY INC	0,000	0,000	1,000
PUB SERV ENTERP	0,045	0,045	0,045
TXU CORP	0,083	0,083	0,083
XCEL ENERGY INC	0,001	0,001	0,001
PROGRESS ENERGY	0,201	0,201	0,375
EDISON INTL	0,280	0,280	0,509

Tabla A1

SHOCK NEGATIVO			
	SPAI	SPAc	SPAu
Libra Esterlina	0,389	0,389	0,864
Franco Suizo	0,369	0,369	0,884
Marco Alemán	0,389	0,389	0,823
Yen	0,370	0,370	0,887
PG&E CORP	0,002	0,002	0,003
DUKE ENERGY CORP	0,304	0,304	0,306
NICOR INC	0,079	0,079	0,079
CONSTELLAT ENER	0,017	0,017	0,095
CENTERPOINT ENER	0,003	0,003	0,007
AMERICAN ELECTRI	0,083	0,083	0,083
ENTERGY CORP	0,008	0,008	0,018
SOUTHERN CO	0,004	0,004	0,028
FPL GROUP INC	0,004	0,004	0,010
PINNACLE WEST	0,000	0,000	0,000
CONS EDISON INC	0,000	0,000	0,000
CINERGY CORP	0,001	0,001	0,002
PEOPLES ENERGY	0,070	0,070	0,105
PPL CORPORATION	0,000	0,000	0,000
CMS ENERGY CORP	0,139	0,139	0,139
EXELON CORP	0,043	0,043	0,045
DTE ENERGY CO	0,000	0,000	0,001
ALLEGHENY ENERGY	0,480	0,480	0,716
DOMINION RES/VA	0,488	0,488	0,558
NISOURCE INC	0,000	0,000	0,002
TECO ENERGY INC	0,301	0,301	0,335
PUB SERV ENTERP	0,361	0,361	0,576
TXU CORP	0,000	0,000	0,000
XCEL ENERGY INC	0,000	0,000	0,000
PROGRESS ENERGY	0,000	0,000	0,000
EDISON INTL	0,142	0,142	0,142

Tabla A2

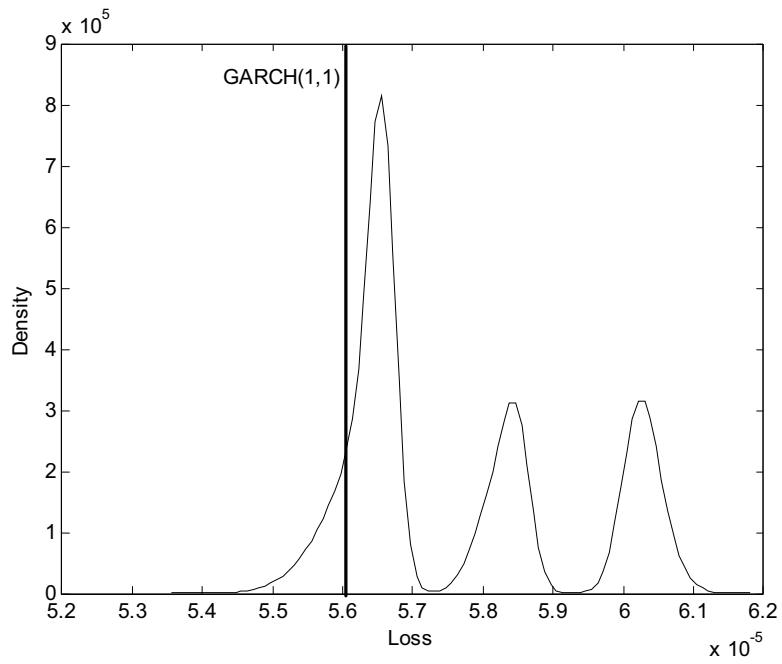


Figura A1: Monedas - Shock Negativo

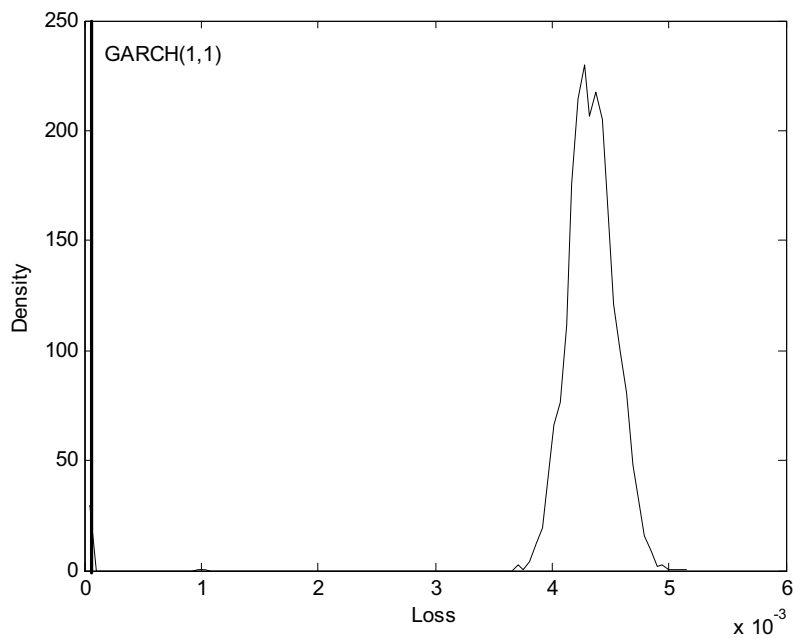


Figura A2: Monedas - Shock Positivo

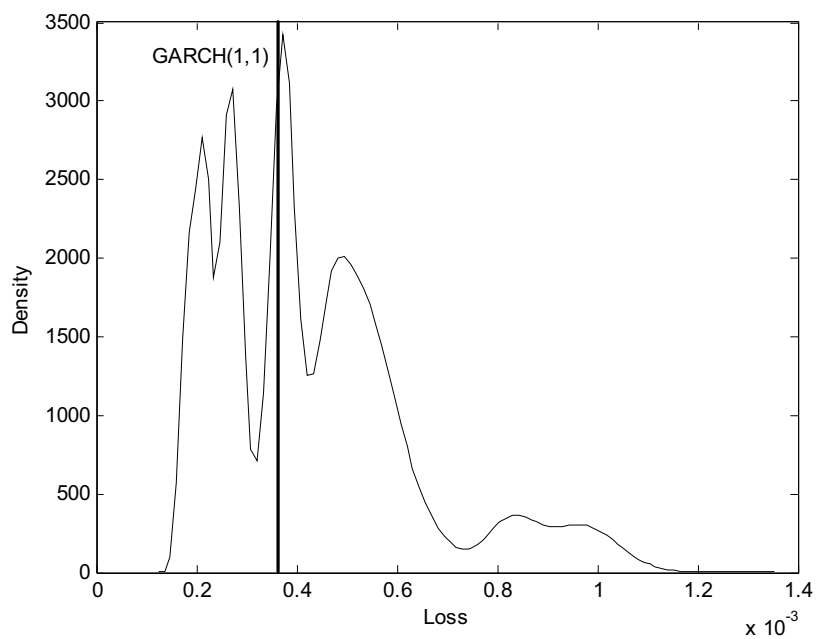


Figura A3: Bajo Leverage - Shock Negativo

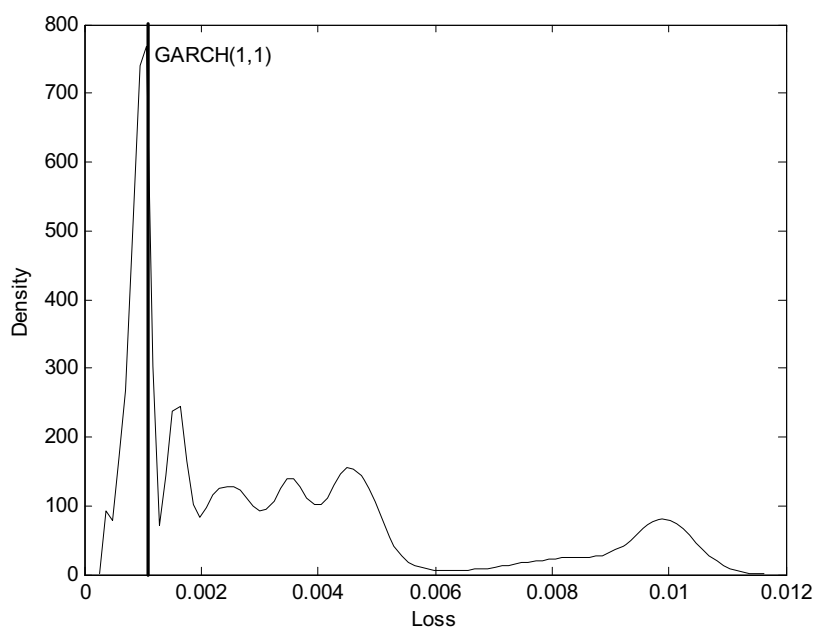


Figura A4: Bajo Leverage - Shock Positivo

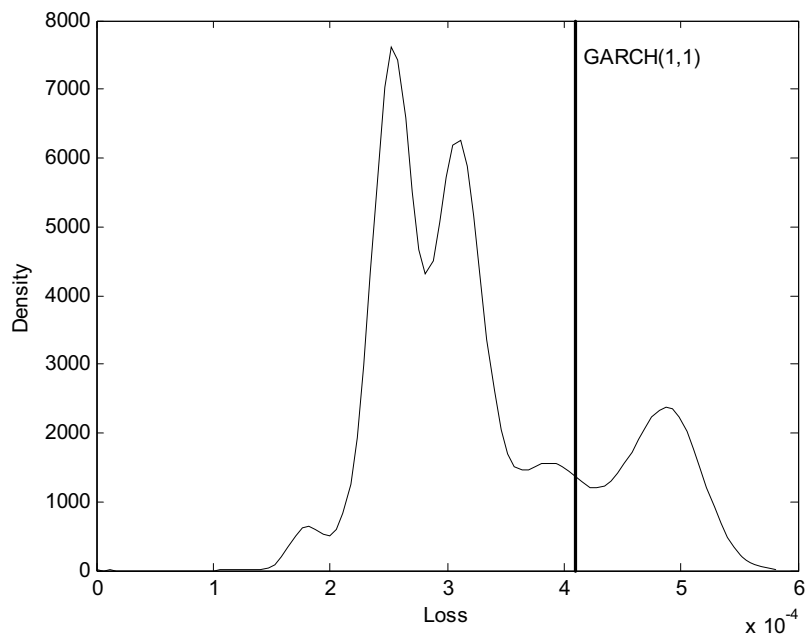


Figura A5: Alto/Medio Leverage - Shock Negativo

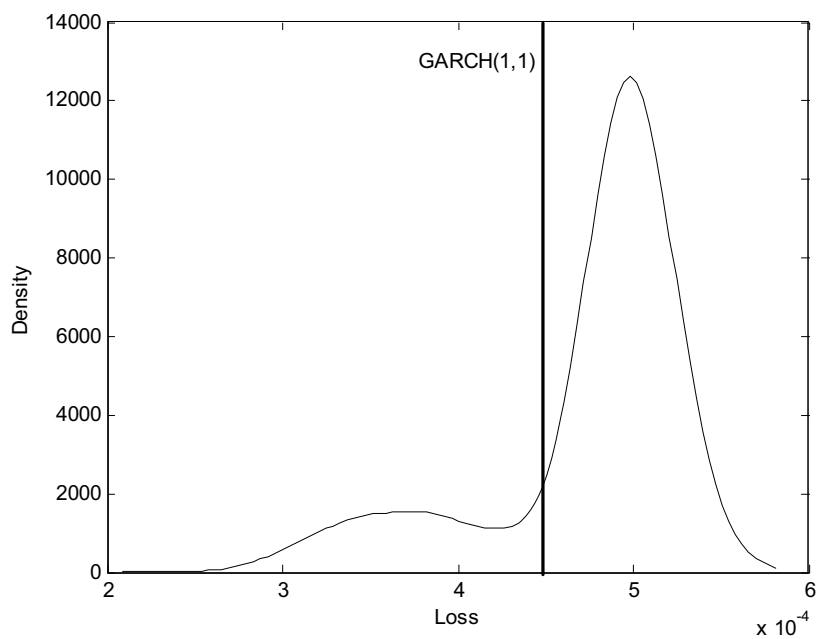


Figura A6: Alto/Medio Leverage - Shock Positivo