

## Información Importante

La Universidad de La Sabana informa que el(los) autor(es) ha(n) autorizado a usuarios internos y externos de la institución a consultar el contenido de este documento a través del Catálogo en línea de la Biblioteca y el Repositorio Institucional en la página Web de la Biblioteca, así como en las redes de información del país y del exterior con las cuales tenga convenio la Universidad de La Sabana.

Se permite la consulta a los usuarios interesados en el contenido de este documento para todos los usos que tengan finalidad académica, nunca para usos comerciales, siempre y cuando mediante la correspondiente cita bibliográfica se le de crédito al documento y a su autor.

De conformidad con lo establecido en el artículo 30 de la Ley 23 de 1982 y el artículo 11 de la Decisión Andina 351 de 1993, La Universidad de La Sabana informa que los derechos sobre los documentos son propiedad de los autores y tienen sobre su obra, entre otros, los derechos morales a que hacen referencia los mencionados artículos.

**BIBLIOTECA OCTAVIO ARIZMENDI POSADA**  
UNIVERSIDAD DE LA SABANA  
Chía - Cundinamarca

¿La publicación de noticias económicas aumenta o reduce el riesgo del mercado de renta variable?

Una aplicación de un modelo VAR estructural para el caso colombiano

David Alejandro Martin Riveros

Economía y Finanzas Internacionales

Universidad de La Sabana

#### RESUMEN

El objetivo de este trabajo consistió en establecer cómo responde el mercado de renta variable Colombiano a las publicaciones de los calendarios económicos. La hipótesis plantea que con la publicación de los calendarios económicos se reduce la volatilidad del COLCAP. Para evaluar lo anterior se propuso un modelo VAR estructural donde las variables del modelo fueron series de tiempo diarias de la varianza de las acciones más liquidas del COLCAP, calculadas por medio de modelos GARCH. Luego, se introdujo al modelo el grado de importancia de las noticias publicadas cada día para evaluar su relación con la volatilidad del COLCAP. Los resultados mostraron que la hipótesis inicial no se refuta, pues cuando hay publicaciones económicas la varianza se reduce. Entre menos asimetrías de información y mayor publicación de noticias, más se reduce el riesgo. Así pues, un gobierno interesado en reducir el riesgo bursátil debe incentivar la difusión de publicaciones económicas.

## Contenido

<b>Introducción.....</b>	<b>4</b>
<b>Datos y Metodología: .....</b>	<b>8</b>
<b>Análisis y Resultados.....</b>	<b>12</b>
<b>Conclusiones:.....</b>	<b>22</b>
<b>Referencias .....</b>	<b>23</b>
<b>ANEXOS .....</b>	<b>24</b>

## Introducción

A diario los editoriales de diversas instituciones, revistas y periódicos económicos como portafolio, dinero, el Banco de la Republica...etc. hacen publicaciones sobre la información financiera c

on la que los agentes de mercado toman decisiones. A veces esta información se hace muy difícil de acceder pues los medios priorizan la difusión de otro tipo de información. En el contexto globalizado en el que se encuentra Colombia resulta preocupante la falta de información. Recientemente, se ha vuelto de interés nacional y privado encontrar maneras de reducir el riesgo. Perdomo, J. P. Z., Serna, A. L. C., & González, J. E. G. (2012). Sobre todo el riesgo en el mercado de renta variable, pues es donde cotizan la mayor cantidad de empresas del sector real.

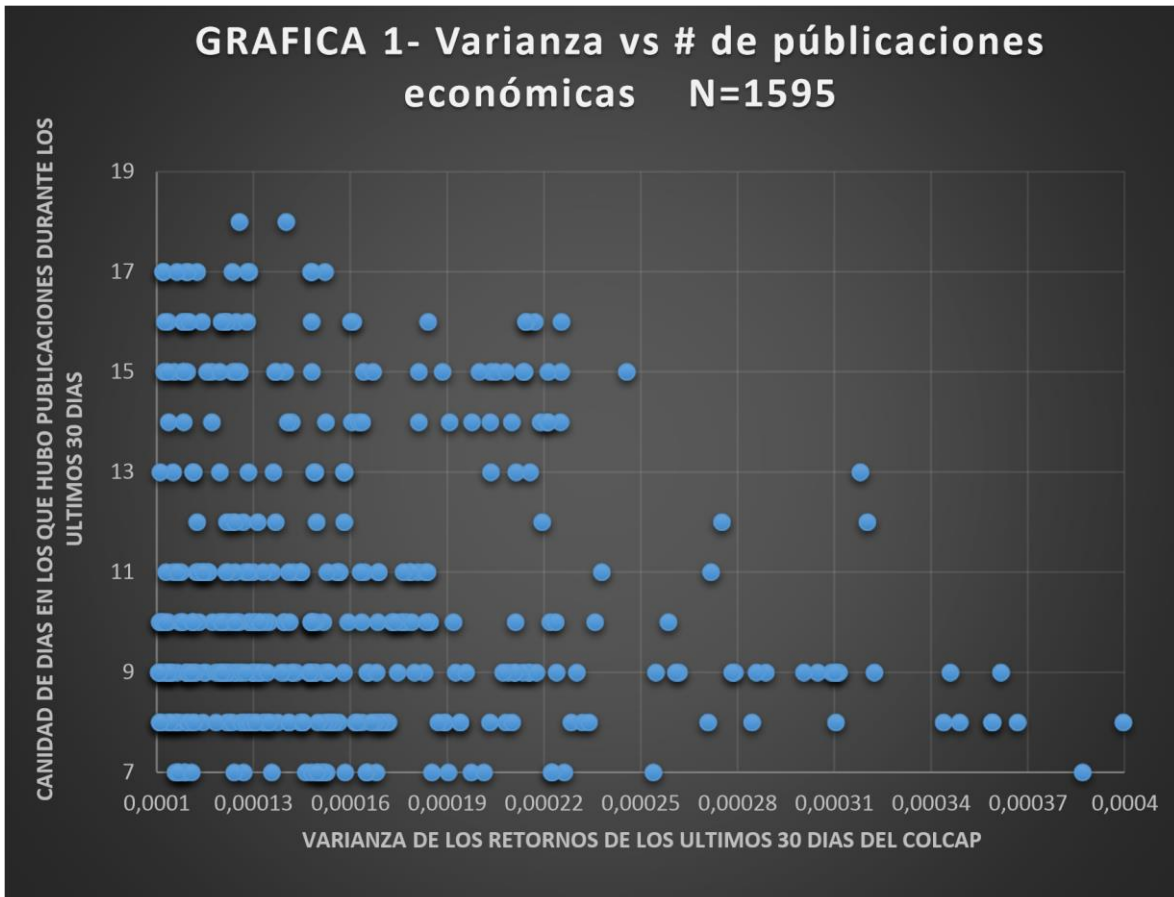
El principal problema que motivó el desarrollo de este trabajo es que no es claro si las asimetrías de información hacen a Colombia más frágil frente a una crisis bursátil o no<sup>1</sup>. La realización de este trabajo es importante porque permite identificar si la publicación de noticias reduce la volatilidad<sup>2</sup> de los mercados bursátiles o si incentiva a los agentes del mercado bursátil a actuar de forma más heterogénea. Barbosa, C., Rodrigo, J., Parra Álviz, M., & López Montoya, O. H. (2014). Entonces la pregunta de investigación que dio origen a este trabajo fue: ¿La publicación de noticias económicas aumenta o reduce el riesgo del mercado de renta variable?

A continuación se presenta un gráfico de dispersión que incluye datos entre el 02/01/2009 y el 25/02/2015 en donde el eje x muestra la varianza de los retornos del índice COLCAP para los últimos 30 días de cada fecha. Y el eje Y muestra el número de días en los que se publicaron noticias en los calendarios económicos de Colombia para los ultimo 30 días de cada fecha, según el calendario económico de Bloomberg.

---

<sup>1</sup> Esta situación es expuesta por Barbosa, C., Rodrigo, J., Parra Álviz, M., & López Montoya, O. H. (2014)

<sup>2</sup> Cuando se usa el término volatilidad este trabajo está haciendo referencia a la varianza.



La grafica muestra que a medida que durante 30 días hay menos publicaciones económicas se presentan más casos en los que la varianza es más alta. Por ejemplo cuando el número de días en los que se hacen publicaciones está entre 6 y 9 publicaciones, se presentan casos que alcanzan una varianza de alrededor de 0.0004 puntos. Por el otro lado, cuando hay 17 o 18 publicaciones la varianza no supera los 0.00016 puntos. Entonces se sospecha que a medida que hay más publicaciones, las decisiones de las personas son más homogéneas. Por ende la hipótesis que se plantea este trabajo es que a medida que se publican más noticias se reduce la volatilidad del Colcap.

Antoniou, A., Holmes, P., & Priestley, R. (1998). Estudiaron como responde la volatilidad de los índices bursátiles y los índices de los mercados de futuros a las noticias. Los autores utilizan una variante del modelo ARCH para aislar los componentes inesperados de noticias, que luego se utilizan para analizar el impacto de futuros sobre la naturaleza y características de volatilidad. Los datos incluyen los precios diarios de los índices bursátiles nacionales en seis países (Alemania, Japón, España, Suiza, el Reino Unido y los Estados Unidos) durante seis años. Los autores concluyen que gran parte de la dinámica del mercado está determinada por las respuestas asimétricas de la volatilidad de las noticias, y que la asimetría es al menos en parte causada por agentes del mercado.

Engle, R. F., & Ng, V. K. (1993) se basaron en los estudios de Black (1976), Christie (1982), Stambaugh (1987), Nelson (1990) y Schwert (1990) para estudiar el efecto asimétricos de las noticias en la volatilidad. En concreto, ofrecen nuevas pruebas de diagnóstico sobre una variedad de modelos de volatilidad; un modelo parcial no paramétrico para el descubrimiento de las relaciones empíricas entre las noticias y la volatilidad; y una medida para interpretar

las diferencias entre los modelos de volatilidad. Su aporte más importante es el concepto de “La curva de impacto de las noticias”: la cual mide cómo la nueva información se incorpora en las estimaciones de volatilidad. En segundo lugar rescatan varios modelos ARCH que se comparan y se estiman usando retornos diarios de acciones japonesas. Y finalmente sugieren que el modelo de Glosten, Jagannathan, y Runkle es el mejor modelo paramétrico para explicar la relación entre la volatilidad y las noticias; y que el EGARCH captura la mayor parte de las asimetrías en la volatilidad.

Nakajima, J. (2011) utiliza una modificación del modelo Var para capturar posibles cambios en la estructura subyacente de la economía de una manera flexible y robusta. Nakajima desarrolla un modelo llamado Vector Auto Regresivo de Parámetros que Varían en el Tiempo (TVP-VAR) combinado con un modelo de volatilidad estocástica. Su principal objetivo con este trabajo fue proporcionar una visión global de la estimación metodológica del (TVP-VAR) con ejemplos de aplicaciones empíricas. Para estimar este modelo utiliza Cadenas de Monte Carlo y de Markov y lo estima utilizando datos japoneses con cambios estructurales significativos en la dinámica de las variables macroeconómicas. Su trabajo concluye que el modelo TVP-VAR, combinado con volatilidad estocástica permite capturar posibles cambios en la estructura subyacente de la economía de una manera flexible y robusta.

Una modificación y combinación de las estrategias metodológicas acabadas de presentar dio origen al modelo implementado en este trabajo. Con base a las anteriores investigaciones, el objetivo que se planteó este trabajo fue desarrollar una metodología precisa y cuantitativa para medir la respuesta de la volatilidad del mercado de renta variable Colombiano frente a las publicaciones de los calendarios económicos.

Este trabajo contribuye en un ámbito técnico a la investigación y análisis de las variables que afectan el sector financiero. Por ejemplo este trabajo puede resultar en una nueva estrategia para predecir las volatilidades con la que se valoren las opciones en los mercados de derivados. Este trabajo puede contribuir en materia social, pues en caso de que se pruebe la tesis; este trabajo serviría para argumentar a favor de la democratización del acceso a la información del ciudadano. Este trabajo puede servir para medir que tan importantes o necesarias son las publicaciones económicas en un mercado determinado. La metodología explicada más adelante puede extrapolarse a otro contexto para identificar si las noticias y publicaciones tienen un efecto significativo o no sobre la volatilidad en otros mercados.

En cuanto a las limitaciones de este trabajo debe señalarse las generadas técnicamente por la metodología. Ya que este trabajo utiliza modelos VAR estructurales, entonces será necesario incluir en el modelo acciones que tengan un histórico de datos de más de 1000 datos para que los resultados sean significativos. También, el número de activos que pueden ser incluidos dentro del análisis es limitado pues por cada  $n$  activos se forma una matriz de  $n^2$  elementos que el programa utilizado debe calcular.

Para este caso se utilizó Stata como software de cálculo, el cual solo puede crear matrices de máximo 800 elementos por lo que no se pueden incluir más de 40 variables en el modelo VAR (incluyendo retrocesos). La limitación más importante para el trabajo es que determinar la estructura de la matriz que se introduce para calcular el modelo Var estructural requiere de un modelo teórico, el cual no es desarrollado en este trabajo. Simplemente se especifica una matriz generalizada para calcular los coeficientes del modelo.

Adelantándonos a la metodología se debe señalar que las variables del modelo VAR-S<sup>3</sup> son las varianzas calculadas por medio de un modelo GARCH de las acciones del COLCAP. La distribución de la varianza de un modelo GARCH no presenta normalidad. Como resultado los errores del VAR-S tampoco presentan una distribución normal. Entonces al calcular el modelo VAR-S no se espera que el resultado cumpla con el supuesto de normalidad en los residuos y por ende los valores de los coeficientes no sean interpretables. Mas sin embargo, las proporciones entre los coeficientes y los signos de los coeficientes si permiten obtener conclusiones sobre las variables.

---

<sup>3</sup> VAR-S es el acrónimo para Modelo Estructural de Vectores Auto Regresivos

## Datos y Metodología:

La información utilizada en este trabajo es principalmente de carácter financiero. La fuente principal para obtener la información fue la plataforma Bloomberg Profesional. Por medio de esta se descargaron los precios históricos diarios de las acciones del Colcap. Las acciones que cotizan en el Colcap cambian dependiendo de su liquidez. Entonces se escogieron las acciones que han cotizado en el Colcap durante los últimos cinco años casi de forma permanente y de las cuales existe información disponible suficiente para realizar el análisis deseado y especificado más abajo. Los datos descargados corresponden a la fecha de entre el 02/01/2009 y el 25/02/2015. Ya que no se tuvieron en cuenta los datos de los fines de semana o festivos la cantidad de datos por acción resultantes fue de 1595 registros

También, se utilizó el calendario económico colombiano de Bloomberg. Este calendario incluye información principalmente de indicadores macro-económicos como la inflación, el producto interno Bruto, la tasa de interés, etc. Utilizando este calendario se exportaron las noticias para las mismas fechas, 02/01/2009 y el 25/02/2015. Luego se empalmó cada noticia en la misma serie de tiempo en la que se colocaron los precios de las acciones descargadas. (La base empalmada con las publicaciones económicas expuestas más arriba se encuentra en el archivo anexo.)

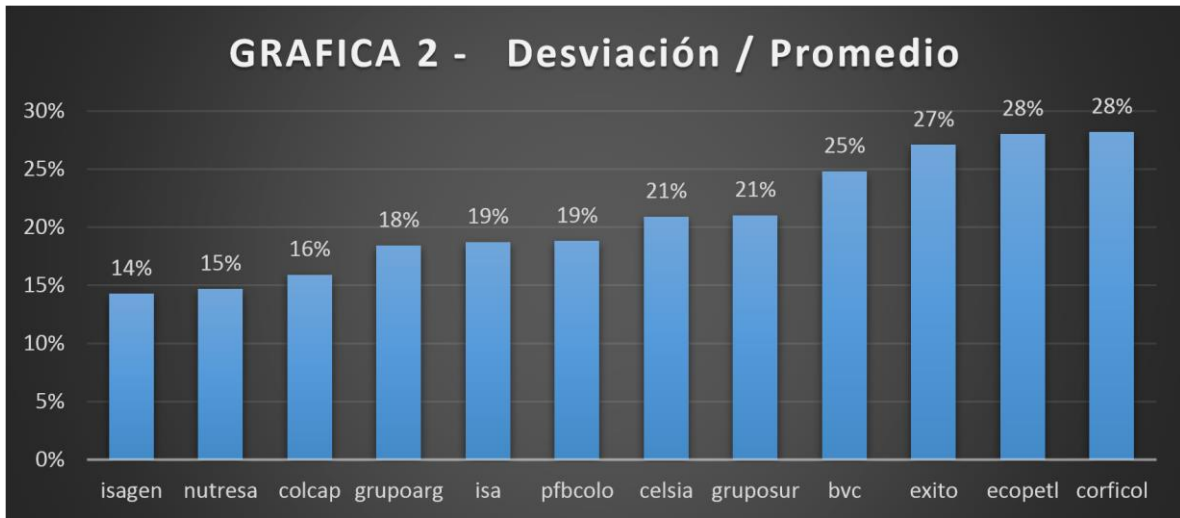
Las acciones que ponderaron dentro del índice durante los últimos cinco años aparecen a continuación con sus respectivos Tickers y las características estadísticas principales como la media y la desviación estándar.

TABLA 1 - Características Estadísticas

Variable	Obs	Mean	Std. Dev.	Min	Max
bvc	1506	29.64986	7.355049	15.83	47.1
celsia	1506	5074.849	1061.655	2150	7000
colcap	1506	248.4105	825.17	1942.37	27706.84
corficol	1506	9759.6	40269.55	1037.889	1815
ecopetl	1506	3704.791	1037.889	1815	5850
exito	1506	25018.91	6777.233	9000	37040
grupoarg	1506	18575.63	3422.641	8780	24100
gruposur	1506	32559.16	6847.419	14820	44300
isa	1506	10514.78	1969.859	7200	14980
isagen	1506	2493.277	356.0669	1725	3320
nutresa	1506	23234.27	3415.867	14183.11	29500
pfbcolo	1506	25676.37	4829.119	10540	31820

Para comparar y analizar las estadísticas de las acciones anteriores se ha construido un gráfico con el Ratio entre la desviación estándar y el promedio para cada acción





Este ratio permite determinar la proporción en la que se asume riesgo en relación a la inversión necesaria para poder adquirir una acción en promedio. Del grafico anterior se concluye que acciones como, ECOPEPETROL y EXITO requieren de asumir más riesgo que acciones como ISAGEN o NUTRESA para poder ser adquiridas. Más adelante se muestra que acciones como, ECOPEPETROL y ÉXITO son precisamente las que evidencian los mayores coeficientes de la ecuación del modelo VAR-S que relaciona la volatilidad del Colcap con las Volatilidades de las demás acciones.

La metodología que propone este trabajo consiste en definir un modelo VAR estructural que explique de forma adecuada la volatilidad del COCLAP que incluye una variable que represente la importancia de las noticias publicadas en cada día para establecer cómo responde la volatilidad a las publicaciones de noticias controlando por la volatilidad de los activos que componen el COLCAP

NEWSINDICATOR es la variable que representa la importancia de las noticias publicadas en cada día. Para calcular el NEWSINDICATOR se utilizó el indicador de RELEVANCIA calculado por Bloomberg para cada una de las publicaciones en los calendarios económicos. Bloomberg le asigna un percentil a cada noticia con base al número de alertas que los usuarios han establecido para el evento económico y así construye el indicador de RELEVANCIA. Por lo anterior el indicador de relevancia siempre está entre 0 y 100. El valor del NEWSINDICATOR para cada día se calculó como el máximo del indicador de RELEVANCIA de las publicaciones hechas cada día durante el periodo de análisis. Si por ejemplo en un día salen dos noticias de RELEVANCIA 56 y 93 respectivamente, entonces el NEWSINDICATOR para ese día es de 93.

Este trabajo, así como el de Nakajima, J. (2011) se basa en un modificación de un modelo VAR. Este trabajo utiliza un Var Estructural para explicar la volatilidad del COCLAP a partir de las volatilidades de las acciones que componen el COLCAP. Ahora en este trabajo las variables del modelo no se construyen por medio de volatilidades estocásticas como lo hace Nakajima, J.(2011) pero si por medio de modelos GARCH como los utilizados por , A., Holmes, P., & Priestley, R. (1998) y por medio de modelos EGARCH para capturar asimetrías en la información como lo sugieren Engle, R. F., & Ng, V. K. (1993).

Para establecer el modelo VAR ESTRUCTURAL, la primera transformación que se le hace a los datos consiste en obtener los retornos logarítmicos diarios de las series de precios mencionadas anteriormente. La distribución de los retornos aparece en el anexo 1 para

cada una de las acciones. Al analizar el anexo 1 se concluye que en general los retornos logarítmicos de los activos muestran una distribución leptocurtica pues tienen colas más delgadas y la mayoría de los datos se concentran alrededor de la media.

Una vez calculados los retornos, la metodología econométrica que propone seguir este trabajo para identificar un modelo VAR ESTRUCTURAL que incluya el NEWSINDICATOR junto con las pruebas de pre estimación y post estimación del modelo es la siguiente:

1. Calcular y analizar un correlograma de los retornos.
2. Determinar un modelo GARCH o EGARCH sobre los retornos dependiendo de la información que arrojen los correlogramas.
3. Pronosticar la varianza en muestra para los retornos de los activos seleccionados usando el modelo determinado en el paso anterior.
4. Usar criterios de información para definir el orden del modelo VAR-S que se va a calcular
5. Diseñar las matrices que definen la estructura del Modelo VAR-S.
6. Estimar el modelo VAR-S .
7. Verificar que el modelo sea estable.
8. Evaluar los resultados del modelo.
9. Establecer si se presenta normalidad en los residuales.

Antes de proceder con los resultados de la ejecución de la metodología econométrica propuesta es necesario definir que es son los modelos GARCH y EGARCH y que son los modelos VAR Estructurales.

Según Bollerslev, T. (1986) un modelo ARCH permite modelar situaciones en donde se presenta heterosedasticidad<sup>4</sup> y se define por las siguientes ecuaciones:

$$y_t = \varepsilon_t \sigma_t$$

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

Donde el error es independiente e idénticamente distribuido y la suma de todos los parámetros es menor que 1.

Según Bollerslev (1986) un modelo GARCH es un procesos ARCH de orden infinito pero mas sencillo de calcular porque al iterar se obtiene un modelo de solo 3 parámetros. EL siguiente modelo es un GARCH(1,1)

$$\text{Media conditional: } r_t = f(\Phi, \Omega_{t-1}) + u_t, \quad u_t \sim N(0, \sigma_t^2)$$

$$\text{Varianza conditional: } \sigma_t^2 = \omega + \alpha u_{t-1}^2 + \beta \sigma_{t-1}^2$$

\*Para que exista estacionaridad se debe cumplir que  $\alpha + \beta < 1$

Bollerslev (1986) explica que un modelo GARCH (P,Q) tiene forma de un proceso ARMA y se expresa así:

---

<sup>4</sup> Quiere decir que la varianza de la series es no estacionaria.

$$\sigma_t^2 = \omega + \sum^p \alpha_i u_{t-i}^2 + \sum^q \beta_i \sigma_{t-i}^2$$

Según Brandt, M. W., & Jones, C. S. (2006) el modelo EGARCH se plantea por la necesidad de una mejora frente a los modelos GARCH pues las restricciones de no negatividad de los parámetros son difíciles de lograr en muchas ocasiones y no además permiten estimar convenientemente el efecto de apalancamiento. Nelson, D. B. (1994) propone una especificación más general sobre la varianza condicional y la denomina EGARCH o GARCH exponencial.

$$y_t = \varepsilon_t h_t^{1/2}$$

$$\log h_t = \alpha + \sum_{k=1}^{\infty} \beta_k g(\varepsilon_{t-k}) \quad \beta_1 \equiv 1$$

Pfaff, B. (2008) explica que modelo Var estructural considera la homogeneidad que existe entre las variables del modelo. Para este caso las variables explicativas también son variables dependientes. Además este modelo tiene en cuenta efectos contemporáneos y permite hacer estimaciones cuando se presentan cambios estructurales.

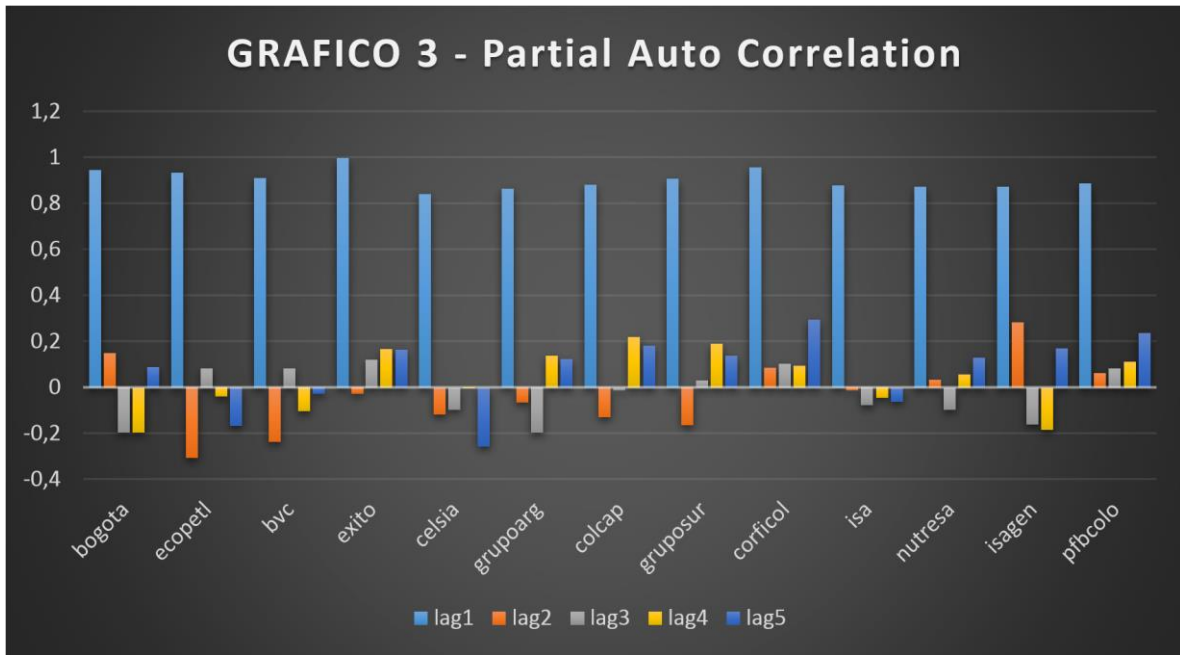
Según Pfaff, B. (2008) La ecuación de un modelo Var estructural supone que los choques estructurales no están correlacionados. Por ejemplo un VAR-S de 2 variables y 1 retraso tiene la siguiente forma:

$$\begin{bmatrix} 1 & B_{0;1,2} \\ B_{0;2,1} & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_{1,t} \\ y_{2,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} c_{0;1} \\ c_{0;2} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} B_{1;1,1} & B_{1;1,2} \\ B_{1;2,1} & B_{1;2,2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_{1,t-1} \\ y_{2,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \varepsilon_{1,t} \\ \varepsilon_{2,t} \end{bmatrix}, \quad \text{donde } \Sigma = E(\varepsilon_t \varepsilon_t') = \begin{bmatrix} \sigma_1^2 & 0 \\ 0 & \sigma_2^2 \end{bmatrix}$$

Para calcular un Var es necesario establecer si hay co-integración entre las variables del modelo VAR-S y el número de retardos que se deben utilizar para calcular el modelo. Un VAR estructural puede calcularse para el corto o para el largo plazo. En este trabajo se calcula el de corto plazo, el cual se calcula con una matriz de ceros excepto en la diagonal denominada B y con una matriz diagonal superior o inferior dependiendo de la estructura que se define para el modelo, denominada A. Para estimar un VAR Estructural se puede transformar en un VAR (reducido) como se explica en la metodología. Luego se estima este VAR reducido y usando descomposición de Cholesky sobre las matrices A y B se invierte la reducción y se obtiene la matriz de Betas del modelo estructural no reducido.

## Análisis y Resultados

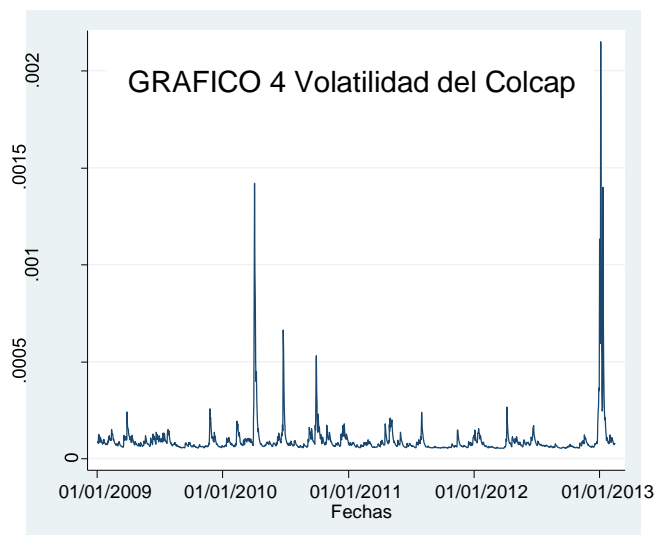
Usando el software Stata se calcularon los correlogramas de los retornos de las variables del modelo. A continuación se muestra los resultados obtenidos de las auto correlaciones parciales que se utilizaron para determinar el modelo ARCH más adecuado.



Siguiendo la metodología propuesta en Engle, R. F., & Ng, V. K. (1993) y analizando los resultados del correlograma se encuentra que el primer retraso de todas las acciones es significativamente mayor que los demás 4 retrasos. Entonces se propone usar un modelo EGARCH (1,1) para calcular la varianza de los retornos de los activos.

En el anexo 3 se encuentran los resultados de las estimaciones obtenidas del cálculo de los modelos EGARCH(1.1) para cada uno de los activos excepto para ISA y para el GRUPOSURA pues los modelos no convergen adecuadamente y no se pueden calcular para estos dos casos. Entonces las varianzas para estos dos activos se calcularon utilizando un modelo GARCH como el planteado por Antoniou, A., Holmes, P., & Priestley, R. (1998)

Los coeficientes de todos los modelos son significativos al 1% y por ende se calcula la varianza en muestra de cada uno de los activos. La varianza resultante que se calculó de cada uno de los activos aparece graficada en el anexo 5 y la varianza de los retornos del COCLAP se muestra a la derecha.



Ahora para establecer si verdaderamente hay alguna relación entre las volatilidades calculadas como para que verdaderamente se motive la estimación de un modelo VAR-S se ha calculado la matriz de correlaciones entre las volatilidades

TABÑA 2 CORRELACIONES

	VOLbogota	VOLbvc	VOLcelsia	VOLcolcap	VOLcorficol	VOLecopetl	VOLexito	VOLgrupoarg	VOLgruposur	VOLisa	VOLisagen	VOLnutresa	VOLpfbcolo
VOLbogota	100 %												
VOLbvc	4%	100 %											
VOLcelsia	21%	7%	100 %										
VOLcolcap	23%	15%	42%	100 %									
VOLcorficol	10%	0%	17%	19%	100 %								
VOLecopetl	7%	4%	6%	8%	3%	100 %							
VOLexito	6%	2%	17%	41%	7%	9%	100 %						
VOLgrupoarg	22%	18%	28%	59%	12%	6%	36%	100 %					
VOLgruposur	14%	19%	41%	46%	5%	2%	23%	45%	100 %				
VOLisa	8%	15%	14%	38%	7%	9%	18%	32%	18%	100 %			
VOLisagen	0%	2%	3%	11%	3%	0%	5%	14%	14%	2%	100 %		
VOLnutresa	22%	6%	28%	36%	11%	4%	22%	31%	36%	29%	5%	100 %	
VOLpfbcolo	11%	18%	29%	35%	11%	0%	19%	19%	27%	6%	4%	29%	100 %

De la matriz se concluye que por lo general hay una relación proporcional entre las volatilidades de los distintos activos y que en algunos casos la correlación es superior al 30%, por lo cual se sospecha que los coeficientes de un VAR-S serian significativos.

Entonces se procede a calcular el número de retrasos más apropiado para el VAR estructural.

La ecuación que se va a estimar con el VAR estructural es

$$B_0 y_t = c_0 + B_1 y_{t-1} + \epsilon_{1,t}$$

Donde:

- $y(t-1)$  es un vector de volatilidades de cada activo retrasadas en un periodo
- $y(t)$  es un vector de volatilidades de cada activo
- $B_0$  es la matriz de efectos contemporáneos
- $C_0$  es un vector de constantes
- $B_1$  es la matriz de efectos retardados
- $\epsilon_{1,t}$  es ruido blanco

$B_1$  es la matriz que más interesa en este modelo porque contiene los coeficientes que relacionan a las variables dependientes rezagadas un periodo con las variables dependientes no rezagadas. Sin embargo para poder estimar el SVAR primero se debe calcular la versión reducida del modelo despejándolo de la siguiente forma

$$y_t = B_0^{-1} c_0 + B_0^{-1} B_1 y_{t-1} + \epsilon_{1,t}$$

$$B_0^{-1} c_0 = c, \quad B_0^{-1} B_1 = A_1, \quad B_0^{-1} \epsilon_t = e_t$$

$$y_t = c + A_1 y_{t-1} + e_t \rightarrow \text{Modelo Reducido VAR-S}$$

Antes de poder calcular el VAR-S reducido se debe establecer si hay co-integración entre las variables del modelo y el número de retardos que deben utilizarse para calcular el modelo

La función “varsoc” de Stata reportan criterios de información que permiten establecer el número de retardos. Por ejemplo: el error final de predicción (FPE), el criterio de información de Akaike (AIC), el criterio de información bayesiano de Schwarz (SBIC), y el criterio de información Hannan y Quinn (HQIC). Por medio de estos análisis se selecciona el orden de un modelo de vectores autor regresivo.

TABLA 3 Selection-order criteria

lag	LL	LR	df	p	FPE	AIC	HQIC	SBIC
0	147165				8.e-102	-195.941	-195.924	-195.895
1	157230	20130	169	0.000	1.e-107*	-209.118*	-208.878*	-208.474*
2	157379	297.71	169	0.000	1.e-107	-209.091	-208.629	-207.849
3	157568	377.91	169	0.000	1.e-107	-209.118	-208.433	-207.278
4	157731	327.56*	169	0.000	1.e-107	-209.111	-208.203	-206.673

Los resultados muestran que según todos los criterios de información se debe utilizar un solo retraso en el cálculo del VAR-S. Ahora para verificar que no hay co-integración entre las variables del modelo se utilizó el Test de Johansson.



Ahora, los resultados del VAR-S usando varianzas calculadas por medio de un modelo EGARCH se muestran en el anexo 6. EL resultado de esta modelo muestra que el R2 es de tan solo del 58% para la ecuación de la volatilidad del Colcap, pero los estadísticos tan seriamente significativos.

TABLA 6 – RESULTADOS VAR-S CALCULADO CON VALTILIDADES EGARCH

Equation	Parms	RMSE	R-sq	chi2	P>chi2	-----
15	36.2882	0.0106	16.19973	0.3013		newsindicator
.002427	0.1555	277.1561	0.0000	VOLecopet1		15
VOLisagen	15	.000044	0.3253	725.5742	0.0000	
VOLbvc	15	.000045	0.8491	8468.323	0.0000	
VOLcorficol	15	.000087	0.5638	1945.42	0.0000	
VOLbogota	15	.000051	0.6457	2742.945	0.0000	
VOLpfbcolo	15	.000028	0.8669	9798.74	0.0000	
VOLnutresa	15	.000065	0.6477	2767.023	0.0000	
VOLisa	15	.00022	0.6412	2689.032	0.0000	
VOLexito	15	.000049	0.6898	3347.342	0.0000	
VOLcelsia	15	.000064	0.7789	5303.259	0.0000	
VOLgruposur	15	.000062	0.6885	3326.577	0.0000	
VOLgrupoarg	15	.000058	0.7032	3566.343	0.0000	VOLcolcap
15	.000068	0.5874	2142.368	0.0000		

Entonces se vuelve a plantear el modelo usando varianzas calculadas por medio de modelos GARCH (1;1). El criterio para escoger el orden de este modelo también fue el usso de los correlogramas reportados en la gráfica más arriba.Las características de las volatilidades generadas con el modelo GRACH se reportan para identificar significancia práctica más adelante cuando se tengan los resultados del modelo VAR-S. Las características de las volatilidades generadas son las siguientes:

TABLA 7 – CARACTERISTICAS ESTADISTCIAS DE LAS VOLATILIDADES (GARCH)

Variable	Obs	Mean	Std. Dev.	Min	Max
VOL2bogota	1506	.0001322	.0000809	.0000637	.0009282
VOL2bvc	1506	.0002856	.0001114	.0001462	.0010552
VOL2celsia	1506	.0002463	.0001403	.0001406	.0016989
VOL2colcap	1506	.0000893	.0000537	.0000323	.0005093
VOL2corficol	1506	.0001263	.0000628	.0000568	.0007271
VOL2ecopet1	1506	.0002348	.0001845	.0001084	.0024368
VOL2exito	1506	.0002336	.000126	.0001474	.0016505
VOL2grupoarg	1506	.0002563	.0001092	.0001218	.000972
VOL2gruposur	1506	.0002031	.0001109	.0001037	.0011793
VOL2isa	1506	.0002501	.0001642	.000068	.0014186
VOL2isagen	1506	.0001782	.0000535	.000154	.0015509
VOL2nutresa	1506	.0001381	.0000708	.0000653	.0005861
VOL2pfbcolo	1506	.0001974	.000072	.0000869	.0005707

A continuación se muestra la prueba de criterios de información para el calcular el nuev VAR-S con varianzas calculadas con modelos GARCH



TABLA 8 – CRITERIOS DE INFORMACION OBTENIDOS CON VALTILIDADES GARCH

lag	LL	LR	df	p	FPE	AIC	HQIC	SBIC
0	148078				1.e-103	-197.156	-197.137	-197.106
1	161023	25890	196	0.000	6.e-111*	-214.132*	-213.855*	-213.389*
2	161215	384.13	196	0.000	6.e-111	-214.127	-213.591	-212.69
3	161333	236.72	196	0.025	6.e-111	-214.023	-213.23	-211.893
4	161456	245*	196	0.010	7.e-111	-213.925	-212.874	-211.102

La prueba muestra nuevamente que el número de retrasos que se deben usar es de 1. Los resultados del nuevo VAR-S aparecen en el anexo 7. Los estadísticos de las ecuaciones del modelo son estas:

TABLA 9 – RESULTADOS VAR-S CALCULADO CON VALTILIDADES EGARCH

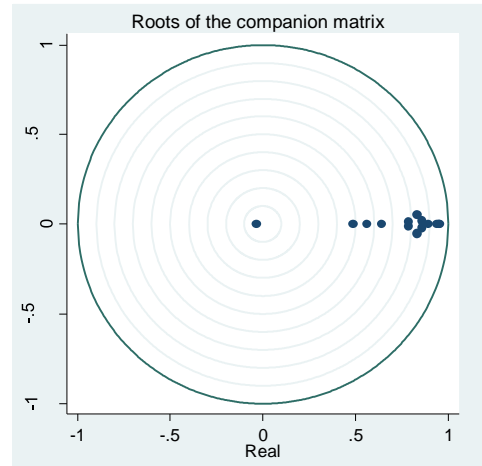
Equation	Parms	RMSE	R-sq	chi2	P>chi2
15	36.284	0.0109	16.54868	0.2810	newsindicator
	.000044	0.3248	724.048	0.0000	15
VOL2bvc	15	.000035	0.9011	13708.76	0.0000
VOL2exito	15	.000108	0.2731	565.5742	0.0000
VOL2bogota	15	.000048	0.6486	2777.303	0.0000
VOL2celsia	15	.0001	0.4962	1482.05	0.0000
VOL2corficol	15	.000026	0.8306	7380.104	0.0000
VOL2ecopetl	15	.000099	0.7139	3756.049	0.0000
VOL2isa	15	.000055	0.8904	12222.74	0.0000
VOL2nutresa	15	.000032	0.8036	6159.011	0.0000
VOL2pfbcolo	15	.000021	0.9173	16694.31	0.0000
VOL2gruposur	15	.000062	0.6891	3335.554	0.0000
VOL2grupoarg	15	.00005	0.7934	5779.651	0.0000
<b>VOL2colcap</b>	<b>15</b>	<b>.000021</b>	<b>0.8556</b>	<b>8914.151</b>	<b>0.0000</b>

Usando modelos GARCH para calcular la varianzas que se introducen al modelo SVAR genera un R2 de 85%. Es decir que este modelo explica más de 4/5 de la Varianza del COLCAP por lo que se opta por usar este modelo en ves del basado en varianzas estimadas con modelos EGARCH. Además, excepto por una variable todos los coeficientes de la ecuación del COLCAP son significativos

Ahora se verifica que el modelo presenta estabilidad calculando sus eigenvalores para asegurar que se pueda realizar un análisis de impulso respuesta más adelante

TABLA 10 – EIGENVALORES DEL VAR ESTRUCTURAL CALCULADO CON GARCH

Eigenvalue	Modulus
.9536427	.953643
.9496439	.949644
.9392061	.939206
.891464	.891464
.8583897 + .01972667i	.858616
.8583897 - .01972667i	.858616
.832582 + .05174279i	.834188
.832582 - .05174279i	.834188
.7855363 + .0110321i	.785614
.7855363 - .0110321i	.785614
.642578	.642578
.5619392	.561939
.4860634	.486063
-.0356286	.035629



Los resultados muestran que el modelo es estable pues sus eigenvalores son todos menores a 1 y se confirma que el modelo converge y puede aplicarse un análisis de impulso respuesta

Ahora, se hace la prueba de normalidad de Jarque Bera para establecer si los errores se distribuyen de forma normal, lo cual es un supuesto necesario para poder realizar interpretación sobre los valores de los coeficientes del modelo

TABLA 11 – PRUEBA Jarque Bera

Equation	chi2	df	Prob > chi2
newsindicator	238.775	2	0.00000
VOL2isagen	2.6e+07	2	0.00000
VOL2bvc	1.6e+06	2	0.00000
VOL2exito	1.8e+05	2	0.00000
VOL2bogota	2.9e+05	2	0.00000
VOL2celsia	1.4e+05	2	0.00000
VOL2corficol	1.7e+06	2	0.00000
VOL2ecopetl	7.6e+05	2	0.00000
VOL2isa	4.5e+05	2	0.00000
VOL2nutresa	2.9e+04	2	0.00000
VOL2pfbcolo	1.9e+04	2	0.00000
VOL2gruposur	1.9e+05	2	0.00000
VOL2grupoarg	3.6e+04	2	0.00000
VOL2colcap	2.3e+05	2	0.00000
ALL	3.2e+07	28	0.00000

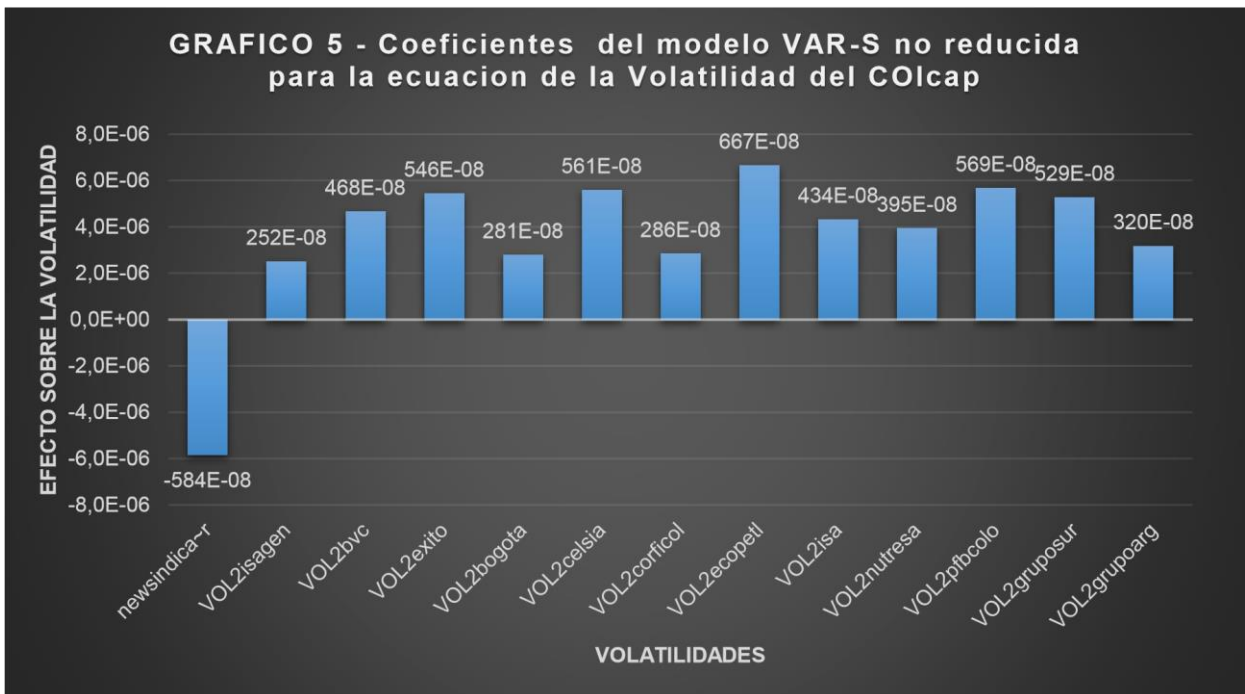
La hipótesis nula de la prueba es que hay normalidad. Ya que la hipótesis nula se rechaza para todas las variables entonces no se puede confirmar que alguna de las variables presente normalidad en los errores. Luego los coeficientes estimados del modelo no pueden ser interpretados literal o numéricamente.

Entonces en este caso se opta por interpretar las relaciones entre las variables así como los signos de los coeficientes. Para calcular la matriz de coeficientes del modelo no reducido se utiliza descomposición de CHOLESKY sobre las matrices estimadas del VAR estructural. Inoue, A., & Kilian, L. (2013). Las matrices para efectuar la descomposición son las matrices A y B cuyos coeficientes aparecen en el anexo 7. Ahora se muestra la matriz resultante de la descomposición.

TABLA 12- DECOMPOCICION DE CHOLESKY PARA EL VAR-S CALCULADO

	<i>newsindica~r</i>	<i>VOL2isagen</i>	<i>VOL2bvc</i>	<i>VOL2exito</i>	<i>VOL2bogota</i>	<i>VOL2celsia</i>	<i>VOL2corficol</i>	<i>VOL2ecopetl</i>	<i>VOL2isa</i>	<i>VOL2nutresa</i>	<i>VOL2pfbcolo</i>	<i>VOL2gruposu</i>	<i>VOL2grupoar</i>	<i>VOL2colcap</i>
<i>newsindica~r</i>	3.6E+01													
<i>VOL2isagen</i>	-1.1E-06	4.4E-05												
<i>VOL2bvc</i>	-4.4E-07	5.6E-07	3.5E-05											
<i>VOL2exito</i>	-2.8E-06	3.6E-06	2.0E-06	1.1E-04										
<i>VOL2bogota</i>	-2.3E-07	6.1E-07	3.6E-06	7.4E-07	4.8E-05									
<i>VOL2celsia</i>	3.6E-06	4.8E-06	8.0E-06	9.0E-06	5.3E-06	9.9E-05								
<i>VOL2corficol</i>	-5.0E-07	8.3E-07	2.9E-06	1.7E-06	1.0E-06	8.4E-07	2.6E-05							
<i>VOL2ecopetl</i>	1.4E-06	6.5E-06	6.2E-06	1.2E-05	9.2E-06	1.0E-05	2.2E-06	9.7E-05						
<i>VOL2isa</i>	-3.1E-08	3.1E-06	7.2E-06	1.2E-05	3.3E-06	6.9E-06	4.1E-06	7.6E-06	5.1E-05					
<i>VOL2nutresa</i>	-5.9E-07	1.4E-06	4.0E-06	2.8E-06	3.6E-06	4.0E-06	3.2E-06	1.4E-06	1.9E-06	3.0E-05				
<i>VOL2pfbcolo</i>	-2.1E-07	1.6E-06	2.2E-06	3.1E-06	1.3E-06	1.3E-06	3.1E-07	7.2E-07	9.9E-07	2.0E-06	2.0E-05			
<i>VOL2gruposu</i>	-2.1E-07	5.0E-06	9.8E-06	1.1E-05	5.0E-06	1.1E-05	4.1E-06	5.2E-06	1.1E-05	9.1E-06	1.2E-05	5.5E-05		
<i>VOL2grupoarg</i>	6.6E-07	5.3E-06	3.5E-06	1.2E-05	3.3E-06	9.9E-06	3.0E-06	3.1E-06	1.0E-05	6.1E-06	5.8E-06	1.0E-05	4.3E-05	
<i>VOL2colcap</i>	-5.8E-06	2.5E-06	4.7E-06	5.5E-06	2.8E-06	5.6E-06	2.9E-06	6.7E-06	4.3E-06	4.0E-06	5.7E-06	5.3E-06	3.2E-06	1.3E-05

Luego se analizan los resultados de la ecuación del COCLAP por medio de la siguiente Gráfica:



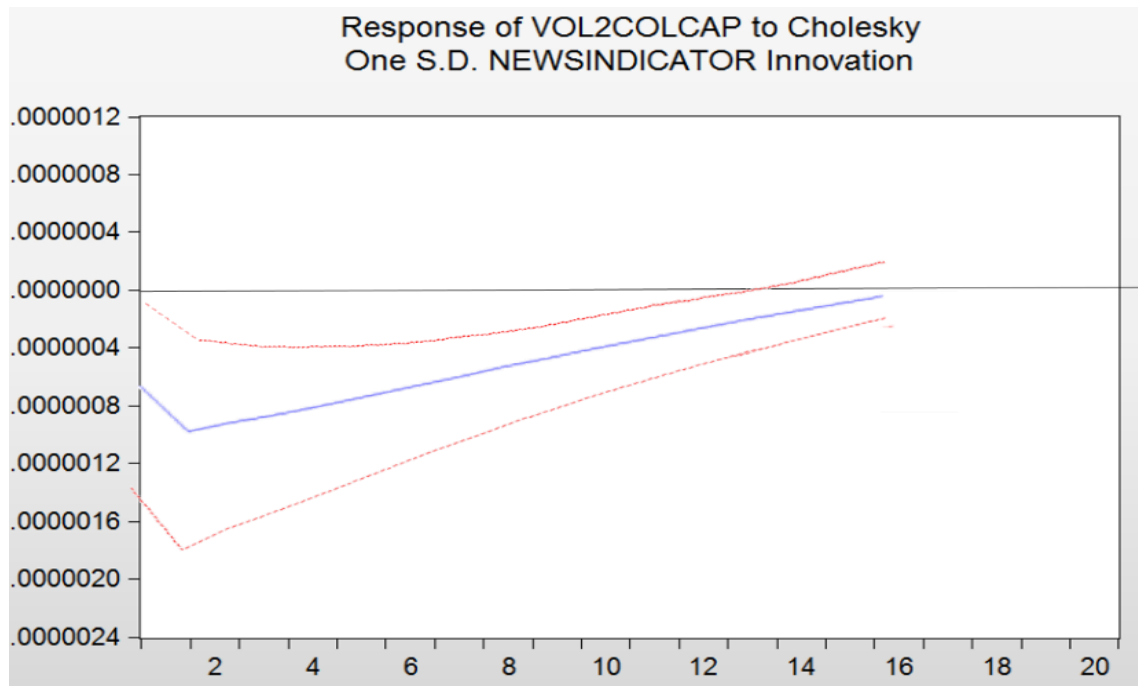
De los coeficientes se concluye que las acciones cuya volatilidad impactan en mayor medida la volatilidad del COLCAP son Celsia, Éxito, Bancolombia y Ecopetrol. Por otro lado las acciones cuya volatilidad impactan en menor medida a la volatilidad del COLCAP están Isagen, Bogota y Corficolombiana.

A diferencia de todos los demás coeficientes, el coeficiente para el indicador de noticias es negativo. Ya que los valores del newsindicator están entre 1 y 100 se concluye que por cada aumento en un percentil de la noticia más importante publicada en un día, la volatilidad del siguiente día aumenta en 0.00000584 puntos. Teniendo en cuenta que la desviación estándar de la varianza del Colcap es de 0.0000537. Entonces por un aumento en 1 punto de relevancia de la noticia más importante en un día, la volatilidad del Colcap se reduce en un 10% de una desviación estándar aproximadamente. Luego por un aumento de 10 puntos básicos de la relevancia de la noticia más importante publicada, la volatilidad del Colcap se reduce en una desviación estándar aproximadamente en el siguiente día.

Ahora el análisis de impulso respuesta muestra que después de un día, una publicación económica reduce la volatilidad en mayor medida que en cualquier otro momento.

(VOL2COLCAP hace referencia a la volatilidad calculada por medio de un modelo GARCH)

Después del primer día el efecto de la publicación de la noticia se hace menor hasta que han pasado 13 o 15 días, en donde



El intervalo de confianza superior cruza el cero. Es decir que el efecto de una publicación económica reduce la volatilidad del Colcap en promedio durante dos semanas o menos. Y el efecto se vuelve más pronunciado entre el momento cero y el día 1.

## Conclusiones:

En síntesis, de proponer un modelo VAR de volatilidades, calculadas por medio de modelos GARCH o EGARCH, para explicar la volatilidad del Colcap y agregándole una variable que representa la relevancia y publicación de las noticias, se encuentra que cuando aumenta la relevancia de las noticias publicadas o cuando se publican noticias la volatilidad del Colcap se reduce continuamente por los siguientes 14 días y desaparece el efecto de la noticia.

Lo anterior se concluye principalmente al analizar la matriz de coeficientes calculada del modelo SVAR con varianzas GARCH pues el valor que relaciona las noticias con la volatilidad del Colcap es negativo. Lo cual señala que al aumentar la cantidad y la relevancia de las noticias publicadas se reduce la volatilidad del COLCAP. Es muy probable entonces que cuando se publican noticias se homogenizan las decisiones de los inversionistas. En el mercado colombiano las diferencias de información generan decisiones volátiles y heterogéneas. Pero al suministrarse información igual a todos los agentes, desaparecen las asimetrías, las decisiones se homogenizan y como resultado se reduce la volatilidad.

Las proporciones entre los coeficientes del modelo permiten concluir que las variables cuya volatilidad impactan en mayor medida la volatilidad del COLCAP son Celsia, Éxito, Bancolombia y Ecopetrol. Por otro lado las acciones cuya volatilidad impactan en menor medida a la volatilidad del COLCAP son Isagen, Bogota y Corficolombiana. Teniendo en cuenta que el impacto más grande sobre la volatilidad es el de la acción de Ecopetrol con un valor de 0.00000667 y ya que el valor del coeficiente para el NEWSINDICATOR es de (-.00000584) entonces se concluye que una publicación económica por lo general tiene un impacto tan significativo como la acción que tiene el mayor impacto sobre la volatilidad del índice.

Cabe señalar que las volatilidades de los modelos EGARCH permitieron calcular un modelo VAR-S con un menor R2 pero con una vasta mayoría de coeficientes significativos, lo cual se puede evidenciar en el anexo 6. Por el otro lado, el VAR-S calculado con volatilidades GARCH mostró un mayor R2 pero con menos cantidad de coeficientes significativos. Para próximas investigaciones se propone analizar cómo cambian los signos y los coeficientes del Var-S, pues al usar un modelo que tenga el efecto apalancamiento los resultados pueden cambiar de signo.

Este trabajo resulta importante porque propone que suministrar información y sobretodo información relevante es una forma de reducir la volatilidad del mercado. Teniendo en cuenta los resultados de este trabajo, se puede argumentar también que previo a un periodo en el que habrá gran cantidad de noticias y publicaciones económicas es preferible no comprar opciones cuyo precio sea proporcional a la volatilidad. Es decir que sería preferible evitar estrategias de opciones como por ejemplo un Straddle o un Strangle<sup>5</sup>. Esto a causa de que cuando llegue la fecha de las publicaciones económicas lo más probable es que la volatilidad se reduzca y que las opciones no se ejerzan. Finalmente se ratifica la hipótesis, las publicaciones económicas relevantes reducen la volatilidad del COCLAP

---

<sup>5</sup> Mas información sobre estas estrategias en Smith, C. (2008).

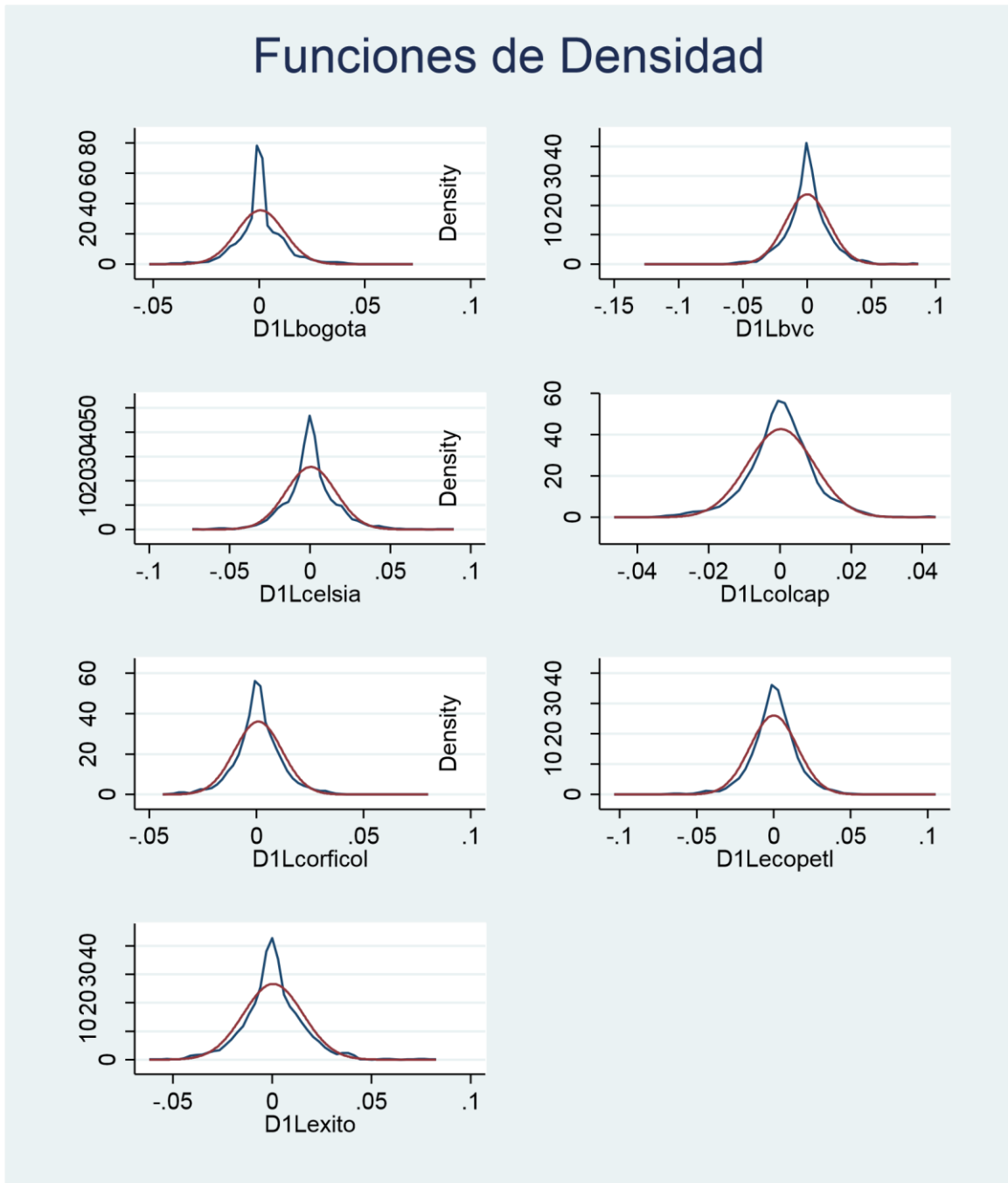
## Referencias

- Antoniou, A., Holmes, P., & Priestley, R. (1998). The Effects of Stock Index Futures Trading on Stock Index Volatility: An Analysis of the Asymmetric Response of Volatility to News (Digest Summary). *Journal of Futures Markets*, 18(2), 151-66.
- Barbosa, C., Rodrigo, J., Parra Álviz, M., & López Montoya, O. H. (2014). Retos De La Banca Colombiana Para Mejorar La Profundización Financiera (Challenges of the Colombian Banking System in Order to Improve the Financial Deepening). *Revista Internacional Administración & Finanzas*, 7(4), 27-37.
- Bollerslev, T. (1986). Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity. *Journal of econometrics*, 31(3), 307-327.
- Brandt, M. W., & Jones, C. S. (2006). Volatility forecasting with range-based EGARCH models. *Journal of Business & Economic Statistics*, 24(4), 470-486.
- Engle, R. F., & Ng, V. K. (1993). Measuring and testing the impact of news on volatility. *The journal of finance*, 48(5), 1749-1778.
- Nelson, D. B. (1991). Conditional heteroskedasticity in asset returns: A new approach. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, 347-370.
- Nakajima, J. (2011). *Time-varying parameter VAR model with stochastic volatility: An overview of methodology and empirical applications* (No. 11-E-09). Institute for Monetary and Economic Studies, Bank of Japan.
- Perdomo, J. P. Z., Serna, A. L. C., & González, J. E. G. (2012). *Lecciones de las crisis financieras recientes para el diseño e implementación de las políticas monetaria y financiera en Colombia* (No. 009601). BANCO DE LA REPÚBLICA
- Pfaff, B. (2008). VAR, SVAR and SVEC models: Implementation within R package vars. *Journal of Statistical Software*, 27(4), 1-32.
- Smith, C. (2008). *Option strategies: profit-making techniques for stock, stock index, and commodity options* (Vol. 362). John Wiley & Sons.
- Inoue, A., & Kilian, L. (2013). Inference on impulse response functions in structural VAR models. *Journal of Econometrics*, 177(1), 1-13.

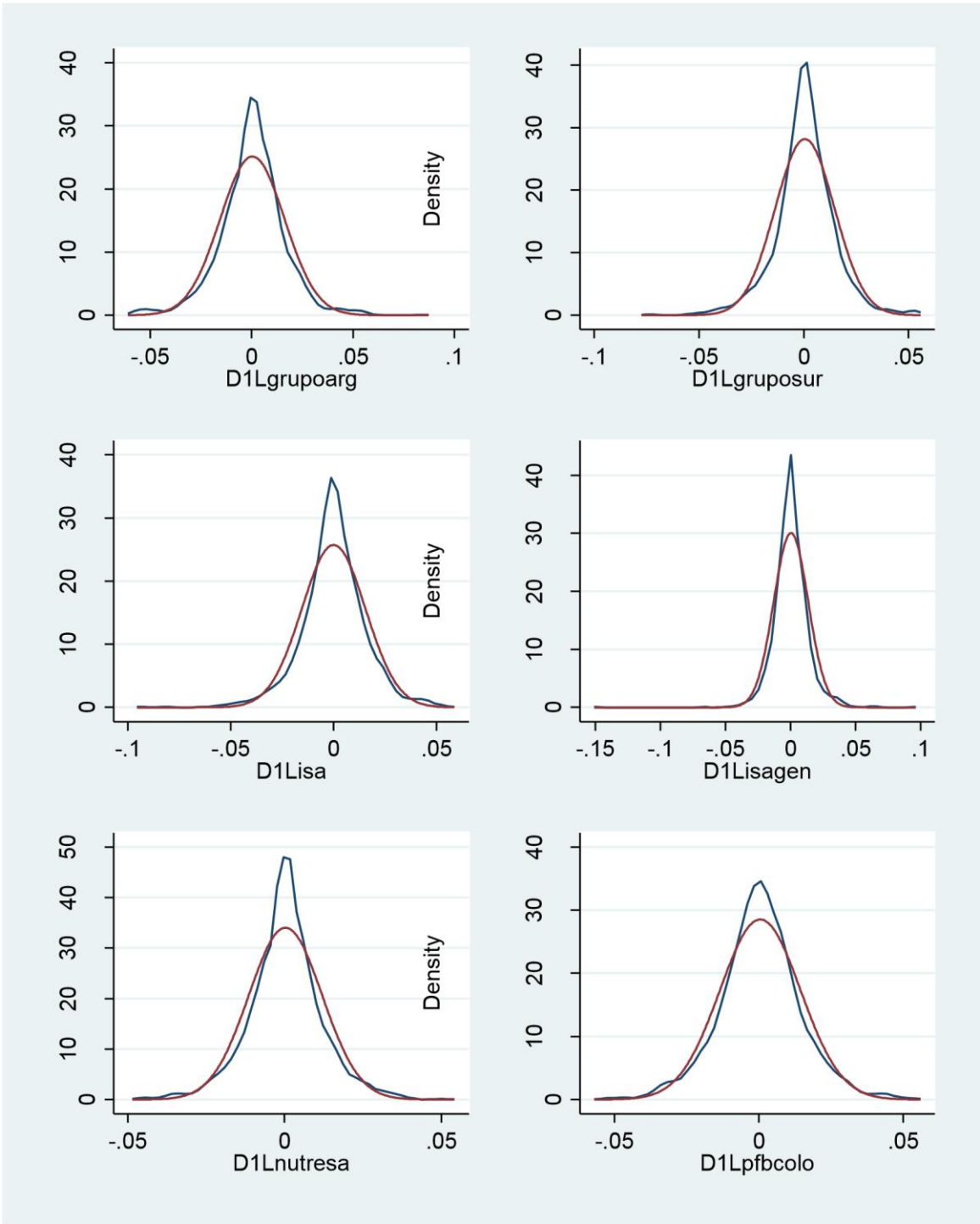
## ANEXOS

### Anexo 1 Distribución de los retornos de los activos utilizados:

La línea roja representa una distribución normal y la línea azul al activo correspondiente







**Anexo 2 Resultados de los correlogramas en STATA**

`corrgram(bogota),lags(5)`

(note: time series has 59 gaps)

LAG	AC	PAC	Q	Prob>Q	-1	0	1	-1	0	1
					[Autocorrelation]			[Partial Autocor]		
1	0.8665	0.9444	451.95	0.0000	-----			-----		
2	0.7508	0.1483	791.91	0.0000	-----			-		
3	0.6505	-0.1962	1047.5	0.0000	-----					
4	0.5654	-0.1947	1240.9	0.0000	----					5
	0.4864	0.0880	1384.3	0.0000	---					.

. corrgram(bvc),lags(5)

(note: time series has 59 gaps)

LAG	AC	PAC	Q	Prob>Q	-1	0	1	-1	0	1
					[Autocorrelation]			[Partial Autocor]		
1	0.8476	0.9109	432.48	0.0000	-----			-----		
2	0.6767	-0.2360	708.66	0.0000	-----					
3	0.5495	0.0836	891.07	0.0000	----					
4	0.4504	-0.1041	1013.8	0.0000	---					5
	0.3599	-0.0284	1092.3	0.0000	--					.

. corrgram(celsia),lags(5)

(note: time series has 59 gaps)

LAG	AC	PAC	Q	Prob>Q	-1	0	1	-1	0	1
					[Autocorrelation]			[Partial Autocor]		
1	0.7967	0.8409	382.14	0.0000	-----			-----		
2	0.5987	-0.1163	598.27	0.0000	----					
3	0.4079	-0.0953	698.78	0.0000	---					
4	0.2623	-0.0052	740.39	0.0000	--					5
	0.0881	-0.2552	745.1	0.0000				--		.

. corrgram(colcap),lags(5)

(note: time series has 59 gaps)

LAG	AC	PAC	Q	Prob>Q	-1	0	1	-1	0	1
					[Autocorrelation]			[Partial Autocor]		
1	0.8622	0.8801	447.53	0.0000	-----			-----		
2	0.7031	-0.1285	745.62	0.0000	-----					
3	0.5491	-0.0118	927.71	0.0000	----					
4	0.4393	0.2184	1044.5	0.0000	---					5
	0.3575	0.1815	1121.9	0.0000	--					.

. corrgram(corficol),lags(5)

(note: time series has 59 gaps)

LAG	AC	PAC	Q	Prob>Q	-1	0	1	-1	0	1
					[Autocorrelation]			[Partial Autocor]		
1	0.8590	0.9570	444.16	0.0000	-----			-----		
2	0.7219	0.0865	758.4	0.0000	-----					
3	0.6223	0.1034	992.29	0.0000	----					
4	0.5266	0.0926	1160.1	0.0000	---					5
	0.4500	0.2951	1282.8	0.0000	--					.

```
. corrgram(ecopet1),lags(5)
(note: time series has 59 gaps)
```

LAG	AC	PAC	Q	Prob>Q	-1	0	1	-1	0	1
					[Autocorrelation]		[Partial Autocor]			
1	0.8541	0.9333	439.15	0.0000	-----		-----			
2	0.6981	-0.3067	732.99	0.0000	-----		--			
3	0.5944	0.0811	946.43	0.0000	-----					
4	0.5072	-0.0401	1102.1	0.0000	-----					5
	0.4342	-0.1659	1216.3	0.0000	-----		-			.

```
. corrgram(exito),lags(5)
(note: time series has 59 gaps)
```

LAG	AC	PAC	Q	Prob>Q	-1	0	1	-1	0	1
					[Autocorrelation]		[Partial Autocor]			
1	0.8684	0.9125	454.03	0.0000	-----		-----			
2	0.7358	-0.0271	780.46	0.0000	-----					
3	0.6131	0.1201	1007.5	0.0000	-----					
4	0.5124	0.1650	1166.4	0.0000	-----					5
	0.4297	0.1635	1278.3	0.0000	-----		-			.

```
. corrgram(grupoarg),lags(5)
(note: time series has 59 gaps)
```

LAG	AC	PAC	Q	Prob>Q	-1	0	1	-1	0	1
					[Autocorrelation]		[Partial Autocor]			
1	0.8282	0.8625	412.9	0.0000	-----		-----			
2	0.6319	-0.0667	653.68	0.0000	-----					
3	0.4147	-0.1952	757.57	0.0000	-----		-			
4	0.2585	0.1385	798	0.0000	-----					5
	0.1373	0.1235	809.43	0.0000	-----		-			.

```
. corrgram(gruposur),lags(5)
(note: time series has 59 gaps)
```

LAG	AC	PAC	Q	Prob>Q	-1	0	1	-1	0	1
					[Autocorrelation]		[Partial Autocor]			
1	0.8486	0.9055	433.48	0.0000	-----		-----			2
0.6890	-0.1637	719.75	0.0000		-----		-			
3	0.5380	0.0289	894.58	0.0000	-----					
4	0.4291	0.1897	1006	0.0000	-----					
	5	0.3471	0.1356	1079	0.0000		--			
	-	.								

```
. corrgram(isa),lags(5)
(note: time series has 59 gaps)
```

LAG	AC	PAC	Q	Prob>Q	-1	0	1	-1	0	1
					[Autocorrelation]		[Partial Autocor]			
1	0.7881	0.8778	373.94	0.0000	-----		-----			
2	0.6089	-0.0135	597.55	0.0000	-----					
3	0.4675	-0.0772	729.57	0.0000	-----					

```

4      0.3312 -0.0456  795.95  0.0000      |--      |      5
      0.2046 -0.0610  821.32  0.0000      |-      |      .
. corrgram(isagen),lags(5)
(note: time series has 59 gaps)

```

LAG	AC	PAC	Q	Prob>Q	-1	0	1	-1	0	1
					[Autocorrelation]		[Partial Autocor]			
1	0.7857	0.8728	371.68	0.0000	-----		-----			
2	0.6624	0.2837	636.29	0.0000	-----		--			
3	0.5324	-0.1600	807.49	0.0000	----		-			
4	0.4435	-0.1827	926.51	0.0000	---		-			5
	0.4078	0.1693	1027.3	0.0000	---		-			.

```

. corrgram(nutresa),lags(5)
(note: time series has 59 gaps)

```

LAG	AC	PAC	Q	Prob>Q	-1	0	1	-1	0	1
					[Autocorrelation]		[Partial Autocor]			
1	0.8002	0.8723	385.48	0.0000	-----		-----			
2	0.6354	0.0312	628.91	0.0000	-----					
3	0.4747	-0.0955	765.04	0.0000	---					
4	0.3496	0.0548	838.98	0.0000	--					5
	0.2626	0.1272	880.78	0.0000	--		-			.

```

. corrgram(pfbcolo),lags(5)
(note: time series has 59 gaps)

```

LAG	AC	PAC	Q	Prob>Q	-1	0	1	-1	0	1
					[Autocorrelation]		[Partial Autocor]			
1	0.8492	0.8867	434.15	0.0000	-----		-----			
2	0.6881	0.0616	719.63	0.0000	-----					
3	0.5389	0.0824	895.04	0.0000	----					
4	0.4337	0.1126	1008.8	0.0000	---					5
	0.3454	0.2346	1081.1	0.0000	--		-			.

Resultados

### ANEXO 3 Resultados de los modelos EGARCH (1,1)

```

Sample: 03/01/2009 - 15/02/2013      Number of obs =      1505
Distribution: Gaussian                Wald chi2(.) =      .
Log likelihood = 4665.868             Prob > chi2 =      .

```

```

-----
|          OPG
|  D1Lbogota |      Coef.  Std. Err.      z    P>|z|      [95% Conf. Interval] -
-----+-----
egarch |

```

```

      L1. |   .8310395   .0227024   36.61   0.000   .7865436   .8755353
arch |
      L1. |   543.914   73.08652    7.44   0.000   400.667   687.1609
      _cons | -1.595471   .2122119   -7.52   0.000   -2.011398   -1.179543
-----

```

```
. arch D1lbvc, arch(1) egarch(1) nocons
```

```
ARCH family regression
```

```
Sample: 03/01/2009 - 15/02/2013
```

```
Number of obs = 1505
```

```
Distribution: Gaussian
```

```
Wald chi2(.) = .
```

```
Log likelihood = 4041.256
```

```
Prob > chi2 = .
```

```

|               OPG
|   D1lbvc |   Coef.   Std. Err.   z   P>|z|   [95% Conf. Interval] -
-----+-----
egarch |
      L1. |   .926622   .0095936   96.59   0.000   .9078188   .9454251
arch |
      L1. |   113.4499   16.86652    6.73   0.000   80.39214   146.5077
      _cons | -.6346175   .0811907   -7.82   0.000   -.7937483   -.4754866
-----

```

```
. arch D1lcelsia, arch(1) egarch(1) nocons
```

```
ARCH family regression
```

```
Sample: 03/01/2009 - 15/02/2013
```

```
Number of obs = 1505
```

```
Distribution: Gaussian
```

```
Wald chi2(.) = .
```

```
Log likelihood = 4180.791
```

```
Prob > chi2 = .
```

```

|               OPG
|   D1lcelsia |   Coef.   Std. Err.   z   P>|z|   [95% Conf. Interval] -
-----+-----
egarch |
      L1. |   .8778275   .0162857   53.90   0.000   .8459082   .9097469
arch |
      L1. |   252.5333   29.41455    8.59   0.000   194.8819   310.1848
      _cons | -1.086042   .1409597   -7.70   0.000   -1.362318   -.8097659
-----

```

```
. arch D1lcolcap, arch(1) egarch(1) nocons
```

```
ARCH family regression
```

```
Sample: 03/01/2009 - 15/02/2013
```

```
Number of obs = 1505
```

```
Distribution: Gaussian
```

```
Wald chi2(.) = .
```

```
Log likelihood = 4960.381
```

```
Prob > chi2 = .
```

```

|               OPG
|   D1lcolcap |   Coef.   Std. Err.   z   P>|z|   [95% Conf. Interval] -
-----+-----
egarch |
      L1. |   .817835   .0279763   29.23   0.000   .7630026   .8726675
arch |
      L1. |   978.2534   134.3866    7.28   0.000   714.8606   1241.646
      _cons | -1.803907   .2731706   -6.60   0.000   -2.339312   -1.268503
-----

```

```
. arch D1lcorficol, arch(1) egarch(1) nocons
```

```
ARCH family regression
```

```
Sample: 03/01/2009 - 15/02/2013
```

```
Number of obs = 1505
```

```
Distribution: Gaussian
```

```
Wald chi2(.) = .
```

```
Log likelihood = 4679.525
```

```
Prob > chi2 = .
```

```
-----
```

		OPG				
D1lcorficol	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
-----						
egarch	L1.	.8717855	.0160588	54.29	0.000	.8403108 .9032601
arch	L1.	472.5527	61.8203	7.64	0.000	351.3871 593.7182
	_cons	-1.219134	.1513572	-8.05	0.000	-1.515789 -.9224793

```
-----
```

```
. arch D1lecopet1, arch(1) egarch(1) nocons
ARCH family regression
Sample: 03/01/2009 - 15/02/2013      Number of obs =      1505
Distribution: Gaussian                Wald chi2(.) =      .
Log likelihood = 4251.486              Prob > chi2 =      .
```

```
-----
```

		OPG				
D1lecopet1	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
-----						
egarch	L1.	.7191329	.0292134	24.62	0.000	.6618758 .7763901
arch	L1.	450.1419	39.13444	11.50	0.000	373.4398 526.844
	_cons	-2.489618	.2548658	-9.77	0.000	-2.989146 -1.990091

```
-----
```

```
. arch D1lexito, arch(1) egarch(1) nocons
ARCH family regression
Sample: 03/01/2009 - 15/02/2013      Number of obs =      1505
Distribution: Gaussian                Wald chi2(.) =      .
Log likelihood = 4207.733              Prob > chi2 =      .
```

```
-----
```

		OPG				
D1lexito	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
-----						
egarch	L1.	.8532569	.0300121	28.43	0.000	.7944342 .9120795
arch	L1.	246.9211	50.66759	4.87	0.000	147.6144 346.2278
	_cons	-1.292275	.2624322	-4.92	0.000	-1.806632 -.7779172

```
-----
```

```
. arch D1lgrupoarg, arch(1) egarch(1) nocons
ARCH family regression
Sample: 03/01/2009 - 15/02/2013      Number of obs =      1505
Distribution: Gaussian                Wald chi2(.) =      .
Log likelihood = 4131.586              Prob > chi2 =      .
```

```
-----
```

		OPG				
D1lgrupoarg	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
-----						
egarch	L1.	.844192	.026932	31.35	0.000	.7914062 .8969777
arch	L1.	253.8474	36.38854	6.98	0.000	182.5271 325.1676
	_cons	-1.362283	.2314261	-5.89	0.000	-1.81587 -.9086963

```
-----
```

```

. arch D1lgruposur, arch(1) egarch(1) nocons
flat log likelihood encountered, cannot find uphill direction r(430);
. arch D1lisa, arch(1) egarch(1) nocons
ARCH family regression
Sample: 03/01/2009 - 15/02/2013      Number of obs =      1505
Distribution: Gaussian                Wald chi2(.) =      .
Log likelihood = 4210.192             Prob > chi2 =      .

```

		OPG						
D1lisa		Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]		
egarch		L1.	.8723474	.0184793	47.21	0.000	.8361286 .9085662	
arch		L1.	313.8483	39.50498	7.94	0.000	236.42 391.2766	
		_cons	-1.151916	.1637444	-7.03	0.000	-1.472849 -.8309828	

```

. arch D1lisagen, arch(1) egarch(1) nocons
flat log likelihood encountered, cannot find uphill direction r(430);
. arch D1lnutresa, arch(1) egarch(1) nocons
ARCH family regression
Sample: 03/01/2009 - 15/02/2013      Number of obs =      1505
Distribution: Gaussian                Wald chi2(.) =      .
Log likelihood = 4618.877             Prob > chi2 =      .

```

		OPG						
D1lnutresa		Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]		
egarch		L1.	.7837437	.0325964	24.04	0.000	.7198559 .8476315	
arch		L1.	702.422	86.51377	8.12	0.000	532.8582 871.9859	
		_cons	-2.037724	.3006156	-6.78	0.000	-2.62692 -1.448529	

```

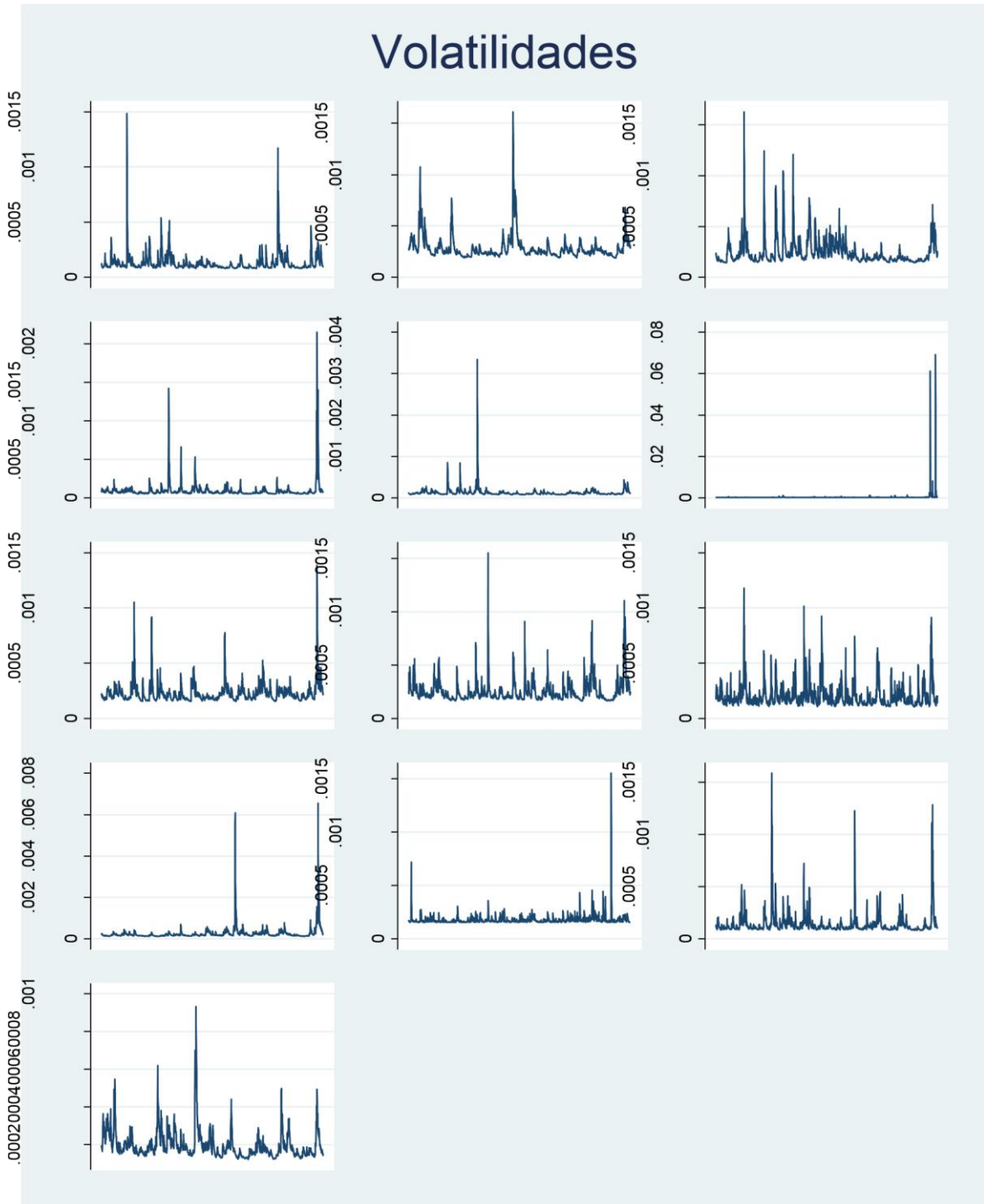
. arch D1lpfbcolo, arch(1) egarch(1) nocons
ARCH family regression
Sample: 03/01/2009 - 15/02/2013      Number of obs =      1505
Distribution: Gaussian                Wald chi2(.) =      .
Log likelihood = 4322.53             Prob > chi2 =      .

```

		OPG						
D1lpfbcolo		Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]		
egarch		L1.	.8924844	.0227542	39.22	0.000	.8478871 .9370818	
arch		L1.	276.7458	44.23102	6.26	0.000	190.0546 363.437	
		_cons	-.977262	.2007833	-4.87	0.000	-1.37079 -.5837339	

## Anexo 5: Graficas volatilidades EGARCH

Las gráficas de las volatilidades de los activos aparecen en el siguiente orden: Bogotá Bvc celsia colcap corficol ecopetl éxito grupoarg gruposur isa isagen nutresa pfbcolo.





## Anexo 6: Resultados del VAR-S utilizando varianzas de un modelo EGARCH(1,1)

Debe señalarse que los siguientes coeficientes no se pueden interpretar sin realizar antes una descomposición de cholesky

Sample: 03/01/2009 - 15/02/2013

No. of obs = 1505

Exactly identified model

Log likelihood = 149902.5

	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]
/a_1_1	1	.	.	.	.
/a_2_1	-1.26e-06	1.72e-06	-0.73	0.465	-4.62e-06 2.11e-06
/a_3_1	-2.22e-09	3.26e-08	-0.07	0.946	-6.62e-08 6.17e-08
/a_4_1	1.21e-08	3.16e-08	0.38	0.702	-4.99e-08 7.41e-08
/a_5_1	1.96e-08	6.18e-08	0.32	0.752	-1.02e-07 1.41e-07
/a_6_1	9.73e-09	3.59e-08	0.27	0.786	-6.06e-08 8.01e-08
/a_7_1	-7.23e-09	1.94e-08	-0.37	0.710	-4.53e-08 3.09e-08
/a_8_1	1.06e-08	4.58e-08	0.23	0.817	-7.91e-08 1.00e-07
/a_9_1	-3.02e-08	1.50e-07	-0.20	0.840	-3.24e-07 2.63e-07
/a_10_1	2.28e-08	3.45e-08	0.66	0.509	-4.49e-08 9.05e-08
/a_11_1	-6.10e-08	4.43e-08	-1.38	0.168	-1.48e-07 2.58e-08
/a_12_1	-9.58e-09	4.06e-08	-0.24	0.813	-8.91e-08 7.00e-08
/a_13_1	-4.26e-08	3.63e-08	-1.17	0.241	-1.14e-07 2.86e-08
/a_14_1	2.06e-08	3.63e-08	0.57	0.571	-5.06e-08 9.17e-08
/a_1_2	(omitted)				
/a_2_2	1	.	.	.	.
/a_3_2	.0002347	.0004896	0.48	0.632	-.0007249 .0011942
/a_4_2	-.0001671	.000475	-0.35	0.725	-.001098 .0007639
/a_5_2	-.0000985	.0009273	-0.11	0.915	-.001916 .001719
/a_6_2	-.0008363	.0005387	-1.55	0.121	-.0018921 .0002195
/a_7_2	.0001738	.0002918	0.60	0.551	-.0003981 .0007458
/a_8_2	-.0006001	.0006877	-0.87	0.383	-.0019479 .0007476
/a_9_2	-.00066917	.0022493	-2.97	0.003	-.0111003 -.002283
/a_10_2	-.000321	.0005205	-0.62	0.537	-.001341 .0006991
/a_11_2	-.000462	.0006669	-0.69	0.488	-.001769 .0008451
/a_12_2	-.0003264	.0006112	-0.53	0.593	-.0015244 .0008715
/a_13_2	.0003131	.0005473	0.57	0.567	-.0007597 .0013858
/a_14_2	-.0008827	.0005466	-1.61	0.106	-.001954 .0001887
/a_1_3	(omitted)				
/a_2_3	(omitted)				
/a_3_3	1	.	.	.	.
/a_4_3	-.0324753	.0250052	-1.30	0.194	-.0814845 .0165339
/a_5_3	-.0855507	.0488443	-1.75	0.080	-.1812838 .0101825
/a_6_3	-.0252278	.0284039	-0.89	0.374	-.0808983 .0304428
/a_7_3	-.0489721	.0153783	-3.18	0.001	-.0791131 -.0188311
/a_8_3	-.019	.036356	-0.52	0.601	-.0902564 .0522563
/a_9_3	-.068732	.1189021	-0.58	0.563	-.3017757 .1643118
/a_10_3	-.0518755	.0274342	-1.89	0.059	-.1056455 .0018945

/a_11_3		-.0397374	.0351892	-1.13	0.259	-.1087069	.0292321
/a_12_3		-.0965051	.0322601	-2.99	0.003	-.1597337	-.0332765
/a_13_3		-.1008362	.0289716	-3.48	0.001	-.1576194	-.0440529
/a_14_3		.0430681	.0290467	1.48	0.138	-.0138624	.0999985
/a_1_4		(omitted)					
/a_2_4		(omitted)					
/a_3_4		(omitted)					
/a_4_4		1	.	.	.	.	.
/a_5_4		-.0448703	.0503238	-0.89	0.373	-.1435031	.0537625
/a_6_4		-.0336845	.0292421	-1.15	0.249	-.0909981	.023629
/a_7_4		-.0388541	.015835	-2.45	0.014	-.0698902	-.007818
/a_8_4		-.1205935	.0373846	-3.23	0.001	-.193866	-.0473209
/a_9_4		-.5587572	.1226772	-4.55	0.000	-.7992002	-.3183143
/a_10_4		.0135535	.0284965	0.48	0.634	-.0422986	.0694055
/a_11_4		-.0348696	.0365111	-0.96	0.340	-.1064301	.0366909
/a_12_4		-.1807006	.033468	-5.40	0.000	-.2462967	-.1151046
/a_13_4		.0161583	.0302562	0.53	0.593	-.0431428	.0754594
/a_14_4		-.0387163	.0302162	-1.28	0.200	-.097939	.0205063
/a_1_5		(omitted)					
/a_2_5		(omitted)					
/a_3_5		(omitted)					
/a_4_5		(omitted)					
/a_5_5		1	.	.	.	.	.
/a_6_5		-.0024899	.0149745	-0.17	0.868	-.0318394	.0268596
/a_7_5		.0003711	.0081054	0.05	0.963	-.0155152	.0162575
/a_8_5		-.0279596	.0190978	-1.46	0.143	-.0653906	.0094714
/a_9_5		-.0563176	.0624981	-0.90	0.368	-.1788115	.0661764
/a_10_5		-.0097611	.0144224	-0.68	0.499	-.0380285	.0185063
/a_11_5		.0006765	.0184802	0.04	0.971	-.035544	.036897
/a_12_5		-.0008014	.0169348	-0.05	0.962	-.0339929	.0323901
/a_13_5		-.0007961	.0151635	-0.05	0.958	-.030516	.0289237
/a_14_5		-.0090138	.015142	-0.60	0.552	-.0386915	.0206639
/a_1_6		(omitted)					
/a_2_6		(omitted)					
/a_3_6		(omitted)					
/a_4_6		(omitted)					
/a_5_6		(omitted)					
/a_6_6		1	.	.	.	.	.
/a_7_6		-.0178997	.0139524	-1.28	0.200	-.0452459	.0094466
/a_8_6		-.1168203	.0328924	-3.55	0.000	-.1812882	-.0523524
/a_9_6		-.0632019	.1080145	-0.59	0.558	-.2749064	.1485026
/a_10_6		-.013549	.0249222	-0.54	0.587	-.0623955	.0352976
/a_11_6		-.0535335	.0319323	-1.68	0.094	-.1161197	.0090526
/a_12_6		-.0703366	.0292892	-2.40	0.016	-.1277424	-.0129308
/a_13_6		-.0660883	.0262759	-2.52	0.012	-.1175881	-.0145885
/a_14_6		-.0453799	.0262937	-1.73	0.084	-.0969146	.0061549
/a_1_7		(omitted)					
/a_2_7		(omitted)					
/a_3_7		(omitted)					
/a_4_7		(omitted)					
/a_5_7		(omitted)					
/a_6_7		(omitted)					
/a_7_7		1	.	.	.	.	.
/a_8_7		-.1424293	.0607351	-2.35	0.019	-.2614679	-.0233908

/a_9_7		-.188454	.1989784	-0.95	0.344	-.5784445	.2015365
/a_10_7		-.2760003	.0459187	-6.01	0.000	-.3659994	-.1860013
/a_11_7		-.1761356	.0595309	-2.96	0.003	-.292814	-.0594571
/a_12_7		-.4697544	.054711	-8.59	0.000	-.576986	-.3625229
/a_13_7		-.1558778	.0501739	-3.11	0.002	-.254217	-.0575387
/a_14_7		-.4018429	.0502632	-7.99	0.000	-.500357	-.3033289
/a_1_8		(omitted)					
/a_2_8		(omitted)					
/a_3_8		(omitted)					
/a_4_8		(omitted)					
/a_5_8		(omitted)					
/a_6_8		(omitted)					
/a_7_8		(omitted)					
/a_8_8		1	.	.	.	.	.
/a_9_8		-.6942958	.0842958	-8.24	0.000	-.8595126	-.529079
/a_10_8		-.0284881	.0198808	-1.43	0.152	-.0674538	.0104776
/a_11_8		-.0837749	.0254878	-3.29	0.001	-.13373	-.0338197
/a_12_8		-.0993264	.02344	-4.24	0.000	-.145268	-.0533848
/a_13_8		-.0538744	.0211131	-2.55	0.011	-.0952554	-.0124935
/a_14_8		-.0873996	.0211288	-4.14	0.000	-.1288112	-.0459881
/a_1_9		(omitted)					
/a_2_9		(omitted)					
/a_3_9		(omitted)					
/a_4_9		(omitted)					
/a_5_9		(omitted)					
/a_6_9		(omitted)					
/a_7_9		(omitted)					
/a_8_9		(omitted)					
/a_9_9		1	.	.	.	.	.
/a_10_9		-.0151964	.0059468	-2.56	0.011	-.026852	-.0035408
/a_11_9		-.0247269	.0076353	-3.24	0.001	-.0396919	-.009762
/a_12_9		-.0228294	.0070212	-3.25	0.001	-.0365907	-.0090682
/a_13_9		-.0393682	.0063088	-6.24	0.000	-.0517333	-.0270032
/a_14_9		-.0928146	.0063809	-14.55	0.000	-.1053209	-.0803084
/a_1_10		(omitted)					
/a_2_10		(omitted)					
/a_3_10		(omitted)					
/a_4_10		(omitted)					
/a_5_10		(omitted)					
/a_6_10		(omitted)					
/a_7_10		(omitted)					
/a_8_10		(omitted)					
/a_9_10		(omitted)					
/a_10_10		1	.	.	.	.	.
/a_11_10		-.0738358	.0330243	-2.24	0.025	-.1385622	-.0091094
/a_12_10		-.1454501	.0303128	-4.80	0.000	-.2048621	-.0860381
/a_13_10		-.227264	.027349	-8.31	0.000	-.2808672	-.1736609
/a_14_10		-.391843	.0279298	-14.03	0.000	-.4465844	-.3371017
/a_1_11		(omitted)					
/a_2_11		(omitted)					
/a_3_11		(omitted)					
/a_4_11		(omitted)					
/a_5_11		(omitted)					
/a_6_11		(omitted)					

/a_7_11		(omitted)					
/a_8_11		(omitted)					
/a_9_11		(omitted)					
/a_10_11		(omitted)					
/a_11_11		1	.	.	.	.	.
/a_12_11		-.1100881	.0236213	-4.66	0.000	-.1563851	-.0637912
/a_13_11		-.0742102	.0213027	-3.48	0.000	-.1159628	-.0324577
/a_14_11		-.1386542	.0213581	-6.49	0.000	-.1805153	-.096793
/a_1_12		(omitted)					
/a_2_12		(omitted)					
/a_3_12		(omitted)					
/a_4_12		(omitted)					
/a_5_12		(omitted)					
/a_6_12		(omitted)					
/a_7_12		(omitted)					
/a_8_12		(omitted)					
/a_9_12		(omitted)					
/a_10_12		(omitted)					
/a_11_12		(omitted)					
/a_12_12		1	.	.	.	.	.
/a_13_12		-.2367822	.0230808	-10.26	0.000	-.2820197	-.1915446
/a_14_12		-.109966	.0238403	-4.61	0.000	-.1566922	-.0632398
/a_1_13		(omitted)					
/a_2_13		(omitted)					
/a_3_13		(omitted)					
/a_4_13		(omitted)					
/a_5_13		(omitted)					
/a_6_13		(omitted)					
/a_7_13		(omitted)					
/a_8_13		(omitted)					
/a_9_13		(omitted)					
/a_10_13		(omitted)					
/a_11_13		(omitted)					
/a_12_13		(omitted)					
/a_13_13		1	.	.	.	.	.
/a_14_13		-.1403174	.0257404	-5.45	0.000	-.1907677	-.0898671
/a_1_14		(omitted)					
/a_2_14		(omitted)					
/a_3_14		(omitted)					
/a_4_14		(omitted)					
/a_5_14		(omitted)					
/a_6_14		(omitted)					
/a_7_14		(omitted)					
/a_8_14		(omitted)					
/a_9_14		(omitted)					
/a_10_14		(omitted)					
/a_11_14		(omitted)					
/a_12_14		(omitted)					
/a_13_14		(omitted)					
/a_14_14		1	.	.	.	.	.
-----							
/b_1_1		36.26029	.6609187	54.86	0.000	34.96491	37.55567
/b_2_2		.002416	.000044	54.86	0.000	.0023297	.0025023
/b_3_3		.0000459	8.36e-07	54.86	0.000	.0000442	.0000475

```

/b_4_4 | .0000445 8.11e-07 54.86 0.000 .0000429 .0000461
/b_5_5 | .0000869 1.58e-06 54.86 0.000 .0000838 .00009
/b_6_6 | .0000505 9.20e-07 54.86 0.000 .0000487 .0000523
/b_7_7 | .0000273 4.98e-07 54.86 0.000 .0000263 .0000283
/b_8_8 | .0000644 1.17e-06 54.86 0.000 .0000621 .0000667
/b_9_9 | .0002105 3.84e-06 54.86 0.000 .000203 .0002181
/b_10_10 | .0000486 8.85e-07 54.86 0.000 .0000468 .0000503
/b_11_11 | .0000622 1.13e-06 54.86 0.000 .00006 .0000645
/b_12_12 | .000057 1.04e-06 54.86 0.000 .000055 .0000591
/b_13_13 | .0000511 9.31e-07 54.86 0.000 .0000492 .0000529
/b_14_14 | .000051 9.29e-07 54.86 0.000 .0000492 .0000528

```

```

-----
. var newsindicator VOLecopetl VOLisagen VOLbvc VOLcorficol VOLbogota
VOLpfbcolo
VOLnutresa VOLisa VOLexito VOLcelsia VOLgruposur >
VOLgrupoarg VOLcolcap, lag(1) nocons aeq(A) beq(B)
option aeq() not allowed r(198);

```

```

. var newsindicator VOLecopetl VOLisagen VOLbvc VOLcorficol VOLbogota VOLpfbcolo
VOLnutresa VOLisa VOLexito VOLcelsia VOLgruposur
> VOLgrupoarg VOLcolcap, lag(1)

```

Vector autoregression

```

Sample: 03/01/2009 - 15/02/2013          No. of obs   =    1505
Log likelihood = 150012.2                 AIC           = -199.0727
FPE           = 1.9e-104                  HQIC          = -198.7964
Det(Sigma_ml) = 1.5e-104                  SBIC          = -198.3309

```

Equation	Parms	RMSE	R-sq	chi2	P>chi2	-----
----- newsindicator -----						
15	36.2882	0.0106	16.19973	0.3013	VOLecopetl	15
	.002427	0.1555	277.1561	0.0000		
VOLisagen	15	.000044	0.3253	725.5742	0.0000	
VOLbvc	15	.000045	0.8491	8468.323	0.0000	
VOLcorficol	15	.000087	0.5638	1945.42	0.0000	
VOLbogota	15	.000051	0.6457	2742.945	0.0000	
VOLpfbcolo	15	.000028	0.8669	9798.74	0.0000	
VOLnutresa	15	.000065	0.6477	2767.023	0.0000	
VOLisa	15	.00022	0.6412	2689.032	0.0000	
VOLexito	15	.000049	0.6898	3347.342	0.0000	
VOLcelsia	15	.000064	0.7789	5303.259	0.0000	
VOLgruposur	15	.000062	0.6885	3326.577	0.0000	
VOLgrupoarg	15	.000058	0.7032	3566.343	0.0000	
VOLcolcap	15	.000068	0.5874	2142.368	0.0000	

### Anexo 7: Resultados del VAR-S utilizando varianzas modeladas con modelos GARCH(1.1)

```

Sample: 03/01/2009 - 15/02/2013          No. of obs   =    1505
Exactly identified model                   Log likelihood = 161347.7

```

```

-----
|          Coef.   Std. Err.      z    P>|z|    [95% Conf. Interval]

```

```

-----
/a_1_1 |      1
/a_2_1 |  3.01e-08  3.14e-08  0.96  0.337  -3.14e-08  9.16e-08
/a_3_1 |  1.17e-08  2.50e-08  0.47  0.640  -3.73e-08  6.08e-08
/a_4_1 |  7.43e-08  7.66e-08  0.97  0.332  -7.58e-08  2.25e-07
/a_5_1 |  4.33e-09  3.41e-08  0.13  0.899  -6.26e-08  7.13e-08
/a_6_1 | -1.12e-07  7.04e-08 -1.59  0.112  -2.50e-07  2.61e-08
/a_7_1 |  1.21e-08  1.83e-08  0.66  0.510  -2.38e-08  4.79e-08
/a_8_1 | -4.30e-08  6.90e-08 -0.62  0.533  -1.78e-07  9.23e-08
/a_9_1 | -2.83e-09  3.66e-08 -0.08  0.938  -7.46e-08  6.89e-08
/a_10_1 | 1.57e-08  2.16e-08  0.72  0.469  -2.67e-08  5.80e-08
/a_11_1 | 2.43e-09  1.44e-08  0.17  0.866  -2.57e-08  3.06e-08
/a_12_1 | -2.06e-09  3.96e-08 -0.05  0.959  -7.97e-08  7.55e-08
/a_13_1 | -2.35e-08  3.08e-08 -0.76  0.446  -8.39e-08  3.69e-08
/a_14_1 | 1.73e-09  9.07e-09  0.19  0.849  -1.61e-08  1.95e-08
/a_1_2 | (omitted)
/a_2_2 |      1
/a_3_2 | -.0127496 .0205609 -0.62  0.535  -.0530482 .027549
/a_4_2 | -.0815678 .0629498 -1.30  0.195  -.204947 .0418115
/a_5_2 | -.0120047 .0280614 -0.43  0.669  -.0670039 .0429945
/a_6_2 | -.0973575 .0578431 -1.68  0.092  -.2107278 .0160129
/a_7_2 | -.0155411 .015042  -1.03  0.302  -.0450229 .0139407
/a_8_2 | -.1216952 .0567493 -2.14  0.032  -.2329218 -.0104687
/a_9_2 | -.0387552 .0301365 -1.29  0.198  -.0978217 .0203112
/a_10_2 | -.0190549 .0177975 -1.07  0.284  -.0539374 .0158276
/a_11_2 | -.0274918 .0118253 -2.32  0.020  -.0506689 -.0043147
/a_12_2 | -.0507875 .0326765 -1.55  0.120  -.1148322 .0132572
/a_13_2 | -.0644267 .0254653 -2.53  0.011  -.1143378 -.0145155
/a_14_2 | -.0119694 .0075092 -1.59  0.111  -.0266872 .0027483
/a_1_3 | (omitted)
/a_2_3 | (omitted)
/a_3_3 |      1
/a_4_3 | -.0570089 .0789094 -0.72  0.470  -.2116684 .0976506
/a_5_3 | -.1029055 .0351622 -2.93  0.003  -.1718222 -.0339888
/a_6_3 | -.2116875 .0726817 -2.91  0.004  -.354141  -.069234
/a_7_3 | -.0778411 .0189362 -4.11  0.000  -.1149553 -.0407269
/a_8_3 | -.1222049 .0718152 -1.70  0.089  -.2629602 .0185504
/a_9_3 | -.1552432 .0381157 -4.07  0.000  -.2299486 -.0805378
/a_10_3 | -.0792039 .022621  -3.50  0.000  -.1235403 -.0348675
/a_11_3 | -.0467917 .0150855 -3.10  0.002  -.0763588 -.0172246
/a_12_3 |  -.1374 .0417436 -3.29  0.001  -.219216  -.0555841
/a_13_3 | .0345452 .0326222  1.06  0.290  -.0293932 .0984835
/a_14_3 | -.0480266 .0096028 -5.00  0.000  -.0668477 -.0292055
/a_1_4 | (omitted)
/a_2_4 | (omitted)
/a_3_4 | (omitted)
/a_4_4 |      1
/a_5_4 | -.0069179 .0114843 -0.60  0.547  -.0294267 .0155909
/a_6_4 | -.0834393 .0236741 -3.52  0.000  -.1298397 -.037039
/a_7_4 | -.0150266 .006176  -2.43  0.015  -.0271312 -.0029219
/a_8_4 | -.0991504 .0233376 -4.25  0.000  -.1448914 -.0534095
/a_9_4 | -.0934493 .0124485 -7.51  0.000  -.1178479 -.0690508
/a_10_4 | -.0151552 .0074839 -2.03  0.043  -.0298233 -.0004871
/a_11_4 | -.0242546 .0049774 -4.87  0.000  -.0340101 -.014499

```

/a_12_4	-.0447589	.0138372	-3.23	0.001	-.0718793	-.0176385
/a_13_4	-.0641802	.0108123	-5.94	0.000	-.0853719	-.0429884
/a_14_4	-.0113805	.0032186	-3.54	0.000	-.0176889	-.0050722
/a_1_5	(omitted)					
/a_2_5	(omitted)					
/a_3_5	(omitted)					
/a_4_5	(omitted)					
/a_5_5	1	.	.	.	.	.
/a_6_5	-.1100032	.053131	-2.07	0.038	-.2141381	-.0058683
/a_7_5	-.0208087	.0138233	-1.51	0.132	-.047902	.0062845
/a_8_5	-.178534	.0521722	-3.42	0.001	-.2807896	-.0762783
/a_9_5	-.0448319	.027771	-1.61	0.106	-.0992622	.0095983
/a_10_5	-.0639452	.0164057	-3.90	0.000	-.0960998	-.0317905
/a_11_5	-.0192741	.0109512	-1.76	0.078	-.0407381	.00219
/a_12_5	-.0400041	.0302382	-1.32	0.186	-.0992698	.0192616
/a_13_5	-.0148898	.0235599	-0.63	0.527	-.0610664	.0312867
/a_14_5	-.0151785	.0069335	-2.19	0.029	-.0287679	-.0015891
/a_1_6	(omitted)					
/a_2_6	(omitted)					
/a_3_6	(omitted)					
/a_4_6	(omitted)					
/a_5_6	(omitted)					
/a_6_6	1	.	.	.	.	.
/a_7_6	-.0084979	.006697	-1.27	0.204	-.0216237	.0046279
/a_8_6	-.1044474	.0252703	-4.13	0.000	-.1539763	-.0549185
/a_9_6	-.0607181	.0134751	-4.51	0.000	-.0871287	-.0343074
/a_10_6	-.0360358	.008007	-4.50	0.000	-.0517292	-.0203424
/a_11_6	-.0083118	.0053538	-1.55	0.121	-.018805	.0021814
/a_12_6	-.0711082	.0147792	-4.81	0.000	-.1000749	-.0421414
/a_13_6	-.0613345	.0115966	-5.29	0.000	-.0840635	-.0386054
/a_14_6	-.0252203	.0034439	-7.32	0.000	-.0319703	-.0184703
/a_1_7	(omitted)					
/a_2_7	(omitted)					
/a_3_7	(omitted)					
/a_4_7	(omitted)					
/a_5_7	(omitted)					
/a_6_7	(omitted)					
/a_7_7	1	.	.	.	.	.
/a_8_7	-.084461	.0972147	-0.87	0.385	-.2749983	.1060762
/a_9_7	-.1548737	.0515597	-3.00	0.003	-.2559289	-.0538185
/a_10_7	-.1187067	.0305237	-3.89	0.000	-.178532	-.0588815
/a_11_7	-.0003262	.0203748	-0.02	0.987	-.0402601	.0396078
/a_12_7	-.0872244	.0562005	-1.55	0.121	-.1973753	.0229265
/a_13_7	-.0450818	.0437979	-1.03	0.303	-.1309241	.0407605
/a_14_7	-.0655074	.0128922	-5.08	0.000	-.0907757	-.0402391
/a_1_8	(omitted)					
/a_2_8	(omitted)					
/a_3_8	(omitted)					
/a_4_8	(omitted)					
/a_5_8	(omitted)					
/a_6_8	(omitted)					
/a_7_8	(omitted)					
/a_8_8	1	.	.	.	.	.
/a_9_8	-.0790211	.0136679	-5.78	0.000	-.1058097	-.0522325

/a_10_8		-.0120523	.0081564	-1.48	0.140	-.0280386	.003934
/a_11_8		-.0051523	.0054213	-0.95	0.342	-.0157778	.0054732
/a_12_8		-.0308605	.0149581	-2.06	0.039	-.0601778	-.0015431
/a_13_8		-.0067047	.0116642	-0.57	0.565	-.0295661	.0161568
/a_14_8		-.0559094	.0034326	-16.29	0.000	-.0626372	-.0491816
/a_1_9		(omitted)					
/a_2_9		(omitted)					
/a_3_9		(omitted)					
/a_4_9		(omitted)					
/a_5_9		(omitted)					
/a_6_9		(omitted)					
/a_7_9		(omitted)					
/a_8_9		(omitted)					
/a_9_9		1	.	.	.	.	.
/a_10_9		-.0365609	.0152146	-2.40	0.016	-.0663809	-.0067409
/a_11_9		-.016861	.0101246	-1.67	0.096	-.0367048	.0029829
/a_12_9		-.1860433	.0279527	-6.66	0.000	-.2408295	-.1312571
/a_13_9		-.1530709	.0220845	-6.93	0.000	-.1963558	-.109786
/a_14_9		-.0461566	.0066014	-6.99	0.000	-.0590951	-.0332182
/a_1_10		(omitted)					
/a_2_10		(omitted)					
/a_3_10		(omitted)					
/a_4_10		(omitted)					
/a_5_10		(omitted)					
/a_6_10		(omitted)					
/a_7_10		(omitted)					
/a_8_10		(omitted)					
/a_9_10		(omitted)					
/a_10_10		1	.	.	.	.	.
/a_11_10		-.067376	.0171206	-3.94	0.000	-.1009317	-.0338203
/a_12_10		-.2589282	.0474665	-5.45	0.000	-.3519608	-.1658956
/a_13_10		-.13295	.0373254	-3.56	0.000	-.2061064	-.0597936
/a_14_10		-.0771167	.0110293	-6.99	0.000	-.0987338	-.0554996
/a_1_11		(omitted)					
/a_2_11		(omitted)					
/a_3_11		(omitted)					
/a_4_11		(omitted)					
/a_5_11		(omitted)					
/a_6_11		(omitted)					
/a_7_11		(omitted)					
/a_8_11		(omitted)					
/a_9_11		(omitted)					
/a_10_11		(omitted)					
/a_11_11		1	.	.	.	.	.
/a_12_11		-.6086926	.0711013	-8.56	0.000	-.7480486	-.4693367
/a_13_11		-.1777953	.0566981	-3.14	0.002	-.2889215	-.0666691
/a_14_11		-.212405	.016738	-12.69	0.000	-.245211	-.179599
/a_1_12		(omitted)					
/a_2_12		(omitted)					
/a_3_12		(omitted)					
/a_4_12		(omitted)					
/a_5_12		(omitted)					
/a_6_12		(omitted)					
/a_7_12		(omitted)					



/a_8_12		(omitted)					
/a_9_12		(omitted)					
/a_10_12		(omitted)					
/a_11_12		(omitted)					
/a_12_12		1	.	.	.	.	.
/a_13_12		-.1866614	.0200723	-9.30	0.000	-.2260024	-.1473203
/a_14_12		-.081807	.0060737	-13.47	0.000	-.0937112	-.0699028
/a_1_13		(omitted)					
/a_2_13		(omitted)					
/a_3_13		(omitted)					
/a_4_13		(omitted)					
/a_5_13		(omitted)					
/a_6_13		(omitted)					
/a_7_13		(omitted)					
/a_8_13		(omitted)					
/a_9_13		(omitted)					
/a_10_13		(omitted)					
/a_11_13		(omitted)					
/a_12_13		(omitted)					
/a_13_13		1	.	.	.	.	.
/a_14_13		-.0742264	.007585	-9.79	0.000	-.0890927	-.0593602
/a_1_14		(omitted)					
/a_2_14		(omitted)					
/a_3_14		(omitted)					
/a_4_14		(omitted)					
/a_5_14		(omitted)					
/a_6_14		(omitted)					
/a_7_14		(omitted)					
/a_8_14		(omitted)					
/a_9_14		(omitted)					
/a_10_14		(omitted)					
/a_11_14		(omitted)					
/a_12_14		(omitted)					
/a_13_14		(omitted)					
/a_14_14		1	.	.	.	.	.

---

/b_1_1		36.10273	.6580467	54.86	0.000	34.81298	37.39247
/b_2_2		.0000439	8.01e-07	54.86	0.000	.0000424	.0000455
/b_3_3		.000035	6.39e-07	54.86	0.000	.0000338	.0000363
/b_4_4		.0001073	1.96e-06	54.86	0.000	.0001034	.0001111
/b_5_5		.0000478	8.71e-07	54.86	0.000	.0000461	.0000495
/b_6_6		.0000985	1.80e-06	54.86	0.000	.000095	.000102
/b_7_7		.0000256	4.66e-07	54.86	0.000	.0000247	.0000265
/b_8_8		.0000965	1.76e-06	54.86	0.000	.0000931	.0001
/b_9_9		.0000512	9.33e-07	54.86	0.000	.0000493	.000053
/b_10_10		.0000302	5.51e-07	54.86	0.000	.0000291	.0000313
/b_11_11		.0000201	3.66e-07	54.86	0.000	.0000193	.0000208
/b_12_12		.0000553	1.01e-06	54.86	0.000	.0000534	.0000573
/b_13_13		.0000431	7.85e-07	54.86	0.000	.0000416	.0000446
/b_14_14		.0000127	2.31e-07	54.86	0.000	.0000122	.0000131

---

## ANEXO 8 : Resultados de los modelos GARCH

```

. arch D1lbogota, arch(1) garch(1) nocons
ARCH family regression
Sample: 03/01/2009 - 15/02/2013      Number of obs =      1505
Distribution: Gaussian                Wald chi2(.) =      .
|
|      OPG
|      D1lbogota |      Coef.  Std. Err.    z    P>|z|    [95% Conf. Interval] -
-----+-----
arch |
|      L1. |      .1650994  .0175661    9.40  0.000    .1306705  .1995282
garch |
|      L1. |      .7059583  .0256641   27.51  0.000    .6556575  .756259
|      _cons |      .000018  2.20e-06    8.20  0.000    .0000137  .0000223
. arch D1lbvc, arch(1) garch(1) nocons
ARCH family regression
Sample: 03/01/2009 - 15/02/2013      Number of obs =      1505
Distribution: Gaussian                Wald chi2(.) =      .
|
|      OPG
|      D1lbvc |      Coef.  Std. Err.    z    P>|z|    [95% Conf. Interval] -
-----+-----
arch |
|      L1. |      .049939  .006992    7.14  0.000    .036235  .063643
garch |
|      L1. |      .9154645  .0085632  106.91  0.000    .898681  .9322481
|      _cons |      .0000101  1.76e-06    5.72  0.000    6.62e-06  .0000135
. arch D1lcelsia, arch(1) garch(1) nocons
ARCH family regression
Sample: 03/01/2009 - 15/02/2013      Number of obs =      1505
Distribution: Gaussian                Wald chi2(.) =      .
|
|      OPG
|      D1lcelsia |      Coef.  Std. Err.    z    P>|z|    [95% Conf. Interval] -
-----+-----
arch |
|      L1. |      .1901979  .0219235    8.68  0.000    .1472287  .2331671
garch |
|      L1. |      .5685695  .0475706   11.95  0.000    .4753329  .6618061
|      _cons |      .0000604  8.23e-06    7.34  0.000    .0000443  .0000765
. arch D1lcolcap, arch(1) garch(1) nocons
ARCH family regression
Sample: 03/01/2009 - 15/02/2013      Number of obs =      1505
Distribution: Gaussian                Wald chi2(.) =      .
|
|      OPG
|      D1lcolcap |      Coef.  Std. Err.    z    P>|z|    [95% Conf. Interval] -
-----+-----
arch |
|      L1. |      .1228006  .0166172    7.39  0.000    .0902314  .1553697
garch |
|      L1. |      .824765  .0227276   36.29  0.000    .7802197  .8693104
|      _cons |      4.90e-06  1.06e-06    4.61  0.000    2.81e-06  6.98e-06
. arch D1lcorficol, arch(1) garch(1) nocons
ARCH family regression
Sample: 03/01/2009 - 15/02/2013      Number of obs =      1505
Distribution: Gaussian                Wald chi2(.) =      .
|
|      OPG
|      D1lcorficol |      Coef.  Std. Err.    z    P>|z|    [95% Conf. Interval] ----
-----+-----
arch |

```

```

      L1. |      .087392   .0120999    7.22   0.000   .0636767   .1111074
garch |
      L1. |      .8523867   .0168638   50.55   0.000   .8193342   .8854393
      _cons |      7.85e-06   1.16e-06    6.75   0.000   5.57e-06   .0000101
. arch D1Lecopet1, arch(1) garch(1) nocons
ARCH family regression
Sample: 03/01/2009 - 15/02/2013                Number of obs =      1505
Distribution: Gaussian                          Wald chi2(.) =      .
|
|      OPG
|      D1Lecopet1 |      Coef.   Std. Err.    z   P>|z|   [95% Conf. Interval] -
-----+-----
arch |
      L1. |      .1718729   .0179925    9.55   0.000   .1366082   .2071376
garch |
      L1. |      .6951542   .0309516   22.46   0.000   .6344903   .7558182
      _cons |      .0000312   4.70e-06    6.65   0.000   .000022   .0000405
. arch D1Lexito, arch(1) garch(1) nocons
ARCH family regression
Sample: 03/01/2009 - 15/02/2013                Number of obs =      1505
Distribution: Gaussian                          Wald chi2(.) =      .
|
|      OPG
|      D1Lexito |      Coef.   Std. Err.    z   P>|z|   [95% Conf. Interval] -
-----+-----
arch |
      L1. |      .2263683   .0298194    7.59   0.000   .1679233   .2848132
garch |
      L1. |      .4115384   .0538043    7.65   0.000   .3060839   .5169928
      _cons |      .0000866   .0000102    8.51   0.000   .0000666   .0001065 . arch
D1Lgrupoarg, arch(1) garch(1) nocons
ARCH family regression
Sample: 03/01/2009 - 15/02/2013                Number of obs =      1505
Distribution: Gaussian                          Wald chi2(.) =      .
|
|      OPG
|      D1Lgrupoarg |      Coef.   Std. Err.    z   P>|z|   [95% Conf. Interval] ----
-----+-----
arch |
      L1. |      .0972561   .0135704    7.17   0.000   .0706587   .1238535
garch |
      L1. |      .8251961   .0243946   33.83   0.000   .7773836   .8730087
      _cons |      .0000203   3.94e-06    5.16   0.000   .0000126   .000028
. arch D1Lgruposur, arch(1) garch(1) nocons
ARCH family regression
Sample: 03/01/2009 - 15/02/2013                Number of obs =      1505
Distribution: Gaussian                          Wald chi2(.) =      .
|
|      OPG
|      D1Lgruposur |      Coef.   Std. Err.    z   P>|z|   [95% Conf. Interval] ----
-----+-----
arch |
      L1. |      .1480048   .0198957    7.44   0.000   .1090099   .1869997
garch |
      L1. |      .7074093   .0351842   20.11   0.000   .6384496   .776369
      _cons |      .0000297   4.86e-06    6.11   0.000   .0000202   .0000392
. arch D1Llisa, arch(1) garch(1) nocons
ARCH family regression
Sample: 03/01/2009 - 15/02/2013                Number of obs =      1505
Distribution: Gaussian                          Wald chi2(.) =      .
|
|      OPG
|      D1Llisa |      Coef.   Std. Err.    z   P>|z|   [95% Conf. Interval] -
-----+-----
arch |
      L1. |      .109665   .0131896    8.31   0.000   .0838139   .1355161
garch |

```

L1.		.8666444	.0152854	56.70	0.000	.8366856	.8966032
_cons		6.96e-06	1.68e-06	4.14	0.000	3.67e-06	.0000103

. arch D1Llisagen, arch(1) garch(1) nocons

ARCH family regression

Sample: 03/01/2009 - 15/02/2013

Number of obs = 1505

Distribution: Gaussian

Wald chi2(.) = .

		OPG				
D1Llisagen		Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]

arch |

L1.		.0628121	.0239562	2.62	0.009	.0158588	.1097654
-----	--	----------	----------	------	-------	----------	----------

garch |

L1.		.5444922	.1634246	3.33	0.001	.2241858	.8647986
-----	--	----------	----------	------	-------	----------	----------

_cons		.0000701	.0000257	2.73	0.006	.0000198	.0001204
-------	--	----------	----------	------	-------	----------	----------

. arch D1Lnutresa, arch(1) garch(1) nocons

ARCH family regression

Sample: 03/01/2009 - 15/02/2013

Number of obs = 1505

Distribution: Gaussian

Wald chi2(.) = .

		OPG				
D1Lnutresa		Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]

arch |

L1.		.1247419	.0182615	6.83	0.000	.0889501	.1605336
-----	--	----------	----------	------	-------	----------	----------

garch |

L1.		.7777759	.0309305	25.15	0.000	.7171531	.8383986
-----	--	----------	----------	-------	-------	----------	----------

_cons		.0000135	2.64e-06	5.11	0.000	8.32e-06	.0000187
-------	--	----------	----------	------	-------	----------	----------

. arch D1Lpfbcolo, arch(1) garch(1) nocons

ARCH family regression

Sample: 03/01/2009 - 15/02/2013

Number of obs = 1505

Distribution: Gaussian

Wald chi2(.) = .

		OPG				
D1Lpfbcolo		Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]

arch |

L1.		.0614847	.0099844	6.16	0.000	.0419156	.0810537
-----	--	----------	----------	------	-------	----------	----------

garch |

L1.		.9068473	.014534	62.39	0.000	.8783612	.9353334
-----	--	----------	---------	-------	-------	----------	----------

_cons		6.32e-06	1.95e-06	3.24	0.001	2.50e-06	.0000101
-------	--	----------	----------	------	-------	----------	----------