



Universidad de San Andrés

Escuela de Administración y Negocios

Magister en Finanzas

Modelos de alta frecuencia para la volatilidad
de los retornos de acciones en los momentos de
splits.

Autor: Florencia Vasini

DNI: 31050470

Directora de Tesis: Elsa Cortina

Noviembre de 2017



UNIVERSIDAD DE SAN ANDRÉS

TESIS MAESTRÍA EN FINANZAS

Modelos de alta frecuencia para la volatilidad
de los retornos de acciones en los momentos de
splits.

Autor:

Florencia Vasini

Universidad de San Andrés

Director:

Elsa Cortina

Universidad de San Andrés

Noviembre de 2017

Índice

1. Introducción	2
2. Revisión literaria	4
2.1. Sobre el incremento de la volatilidad de los retornos en la fecha de ejecución de <i>splits</i>	4
2.2. Modelos de volatilidad de los retornos	6
3. Datos	7
4. Metodología	9
4.1. Medición de la volatilidad	9
4.2. Modelo de la volatilidad diaria constante	9
4.3. Intensidad de la volatilidad y el factor de <i>split</i>	9
4.4. Modelo de volatilidad de estimadores por rangos	10
4.5. Modelo Autoregresivo con Heterocedasticidad Condicional Generalizado (GARCH)	11
5. Resultados Numéricos	13
5.1. Cambios en la volatilidad diaria alrededor de la fecha de <i>splits</i>	13
5.2. Modelo de regresión del nivel de la volatilidad y el factor de <i>split</i>	18
5.3. Comportamiento de la volatilidad con los estimadores por rangos	20
5.4. Calibración de modelos ARCH/GARCH/EGARCH para los retornos intradiarios	25
6. Conclusiones	30
Bibliografía	33

Resumen En el presente trabajo, se muestra que la volatilidad de los retornos de precios intradiarios aumenta en el momento de la realización de *splits* y *reverse splits*, que ese efecto tiene una duración breve y no se mantiene en el tiempo. Se emplean datos de alta frecuencia y tests no paramétricos sobre impacto del *split* en la volatilidad. Para ello, se proponen tres modelos de volatilidad: el primer modelo es una volatilidad constante diaria, el segundo modelo es una volatilidad estimada por rangos de valores extremos de precios diarios y tercero es un modelo exponencial autorregresivo con heterocedasticidad condicional generalizado (EGARCH), que captura los efectos de la autocorrelación en la varianza condicional. Los resultados son robustos a las diferentes medidas de la volatilidad. Además, se muestra que la intensidad de la variación de la volatilidad no está relacionada con el factor en el que se fraccionan las acciones y que la varianza de la volatilidad también aumenta ante el fenómeno estudiado.



Universidad de
San Andrés

1. Introducción

Cuando las compañías realizan *splits*¹, multiplican por un determinado factor el número de las acciones que tiene en el mercado. En un mercado eficiente, a pesar de que la cantidad de acciones se incremente, el precio del stock del total de acciones debería mantenerse igual al valor previo al *split*. En la teoría, el fraccionamiento no estaría agregando valor real a las acciones, ya que entraría en juego un componente meramente contable o psicológico². El *split* no debería representar ninguna forma de costo directo o beneficio para los accionistas (Grinblatt, Masulis and Titman, (1984)). Sin embargo, el hecho de que las compañías tomen la decisión de realizar *splits* incurriendo en costos, lleva a pensar que existen otros factores que participan en este fenómeno más allá de la disminución del precio del valor de cada acción. Si bien muchos estudios documentaron los incrementos significativos en el nivel de la volatilidad posterior a los *splits* (e.g. Dravid(1987), Ohlson y Penman (1985)), no existe consenso en cuánto a la causa de ese incremento. Se presentaron diversos estudios que le han atribuido al *split* la persecución de determinados objetivos por parte de las empresas y de los *dealers* que operan en el mercado, como el incremento del volumen operado y, en consecuencia, de la volatilidad de los precios y la variación del *spread* entre el precio comprador y vendedor (*bid-ask bounce*), o bien por el aumento de la actividad de agentes no informados que ingresan en cantidad en el mercado y generan un incremento en la volatilidad de los precios (Black (1986)).

La mayor parte de los trabajos empíricos que estudiaron el fenómeno de los *splits*, se realizaron sobre el análisis de los retornos diarios de los precios durante los días previos y posteriores a la fecha de ejecución, incluyendo la fecha del anuncio dentro del período de estudio. Estos estudios mostraron que la volatilidad de esos retornos se incrementa en la fecha de realización en relación a los días previos a ésta. La contribución principal del presente trabajo es la utilización de datos intradiarios, para poder modelar con mayor precisión el incremento de la volatilidad, ya que es necesario contar con una serie de datos de alta frecuencia y analizarlos con modelos “ad hoc” de volatilidad. De esta forma, se pueden observar los componentes de la volatilidad que permitan diferenciar la parte estocástica de la predecible y diversificable. Asimismo, se compara el comportamiento de la volatilidad de los retornos antes y después de la fecha de ejecución, con datos diarios e intradiarios pa-

¹El caso opuesto al *splits* es el *reverse split* en el que se reduce el número total de acciones de la compañía.

²En el marco de la corriente de Behavioral Economics, podría asociarse a los *splits* al concepto de *narrow-framing* (Kahneman y Tversky (1979)) y (Tversky y Kahneman (1992)).

ra evaluar la calidad de la utilización de datos intradiarios y se toma como medida de la volatilidad estimadores que tienen en cuenta el *high-low price spread* diario.

La hipótesis del mercado eficiente (i.e. no hay costos de transacción y los precios reflejan toda la información relevante del mercado, por lo tanto la distribución de probabilidad del cambio de los precios observados es estacionaria), considera que la volatilidad de los precios es una consecuencia de la llegada aleatoria de nueva información con el consecuente cambio en los retornos de los activos. Sin embargo, existen estudios empíricos que sugieren que la volatilidad podría contener un componente relacionado con un cierto “ruido” que puede atribuirse a la presencia de inversores no informados en el mercado. Trabajos como los realizados por Shiller (1981), Schwert (1989) y French y Roll (1986), incorporaron este componente aleatorio a la definición de la volatilidad total. En el marco teórico planteado, no habría dependencia serial entre los precios ya que el cambio en ellos ocurrirá sólo si los agentes que operan reciben información de forma inesperada, ya que el valor fundamental de la acción (el valor teórico medio entre el *bid* y el *ask*), fluctuaría de manera aleatoria. Hasbrouck (2007) presentó una explicación de los componentes de la volatilidad a partir del trabajo de Roll (1984). Este componente estocástico dependería, entre otros causales, de las operaciones de los agentes no informados, de la variación del *bid/ask spread* y del *bouncing* intradiario de precios. Por lo tanto, los resultados que se obtendrían al aplicar el modelo de Roll no serían robustos ya que los parámetros del modelo no son factibles de estimarse cuando se supone que no hay costos de transacción y que los precios reflejan toda la información relevante del mercado. En ese trabajo, la volatilidad total de los retornos del precio de las acciones se modela a partir del componente estocástico (volatilidad transitoria) con el modelo EGARCH, y no se toma en cuenta el comportamiento del componente determinístico o no estocástico (volatilidad fundamental) ya que la tendencia determinística es perfectamente predecible en el tiempo y no contemplaría el evento en estudio.

En este estudio, para modelar la varianza se toma en cuenta la varianza de la volatilidad, la dinámica de los retornos y la presencia de autocorrelación entre ellos, es decir que los errores y *shocks* pasados repercuten en los valores futuros de la volatilidad. Los modelos que ignoran esta característica de la volatilidad tienen coeficientes que pueden ser ineficientes e inconsistentes y los errores estándar pueden estar mal estimados afectando la inferencia. Asimismo, se examina el impacto del *split* de acciones con medidas de volatilidad más robustas y test estadísticos más poderosos para los patrones de la volatilidad intradiaria y diaria. Debido a que el número de observaciones intradiarias generalmente es muy grande, los estadísticos standard del ratio

entre las varianzas o los test que comparan las medias derivados de distribuciones teóricas podrían no resultar una buena aproximación, y el poder de esos test podría ser bajo (Anderson et al. (2001)).

Este trabajo contribuye con la literatura en varios aspectos. Se documenta la estabilidad y durabilidad del efecto de los *splits* en la volatilidad de los retornos. Estos resultados son consistentes con la idea de que los *splits* no introducen nueva información o información asimétrica en el mercado ya que son anunciados con anterioridad a la fecha de realización. Asimismo, se observa el fenómeno con datos de alta frecuencia y se muestra que el efecto inmediato que tienen en el incremento de la volatilidad es suficientemente robusto para los diferentes modelos de volatilidad, incluyendo los estimadores por rango. Para esto, se proponen tres modelos de volatilidad: volatilidad constante diaria, una volatilidad estimada por rangos de valores extremos de precios diarios (i.e. los precios más altos y más bajos operados en el día, los precios de apertura y cierre diarios) y volatilidad exponencial autorregresiva con heterocedasticidad condicional generalizada. Los tres modelos se calibran con los datos recolectados, para establecer una comparación con los resultados entre los modelos. Se verifica además la relación entre la intensidad de la variación de la volatilidad y el factor de *split*.

La importancia de establecer modelos para la volatilidad es conocida en la literatura ya que ésta constituye un factor importante para la valuación, para las operaciones con opciones (Black y Scholes (1973)), su estimación mejora la de los estimadores y observar sus elementos es útil para predecir la trayectoria futura y así tomar decisiones de mercado por ser una de las principales *proxies* para la evaluación del riesgo (Merton (1974)).

El trabajo se estructura de la siguiente manera: la sección 2 contiene una revisión de la literatura sobre el fenómeno estudiado y los modelos de volatilidad; en la sección 3 se describen los datos; en la sección 4 se explica la metodología del trabajo; en la sección 5 se muestran los resultados numéricos y por último en la sección 6 se arriba a las conclusiones de este estudio.

2. Revisión literaria

2.1. Sobre el incremento de la volatilidad de los retornos en la fecha de ejecución de *splits*

Existen estudios que dieron cuenta del aumento de la volatilidad observada de los retornos de las acciones, subsecuente al día de ejecución de los *splits*. Ohlson y Penman (1985), fueron los primeros en mostrar este compor-

tamiento de la volatilidad al estudiar los *splits* de las acciones del NYSE. Por su parte Dravid (1987), Dubofsky (1991) y Kosly (1998) reportaron estudios similares. Otros trabajos buscaron explicar los causales de tal incremento en la varianza *post splits* en factores de microestructura de mercado (McNichols y Dravid (1990), Lim and Vjih (1986)) como la discreción de precios y el *bouncing* del *bid-ask spread*. En continuidad con los estudios previos, en este trabajo se modela ese incremento de la volatilidad posterior a los *splits* que se ha presentado asiduamente.

A diferencia de los estudios previos que se enfocaron en la microestructura, Chen y Wu (2009) trabajaron con datos de transacciones de alta frecuencia, como los datos intradiarios, para analizar el impacto de los *splits* en la volatilidad. Mostraron empíricamente que el incremento de la volatilidad de los retornos posterior a los *splits* está fuertemente relacionado con el aumento de las transacciones de pequeños inversores. Debido a que los resultados de los datos de alta frecuencia reflejaron mayor información que los datos diarios, en el presente estudio se analiza la volatilidad con datos intradiarios. La mayor frecuencia de datos permite detectar con mejor precisión el movimiento de los retornos de los precios.

El actual trabajo se enfoca en el período posterior al anuncio para evitar efectos de nueva información relacionada con el suceso de los *splits* que pudiese interferir con este análisis, mientras que los trabajos tan conocidos de Fama, Fisher, Jensen and Roll (1969) entre otros, se focalizaron en el estudio de los efectos del arribo de nueva información al mercado, asociada con los anuncios de *splits* y distribución de dividendos. Black (1986) sugirió una explicación alternativa al incremento de la volatilidad *post-split* al atribuirlo a la actividad de operadores no informados, que no tienen acceso a la información exclusiva y generan falsas expectativas acerca del precio futuro. Esos operadores preferirían comprar acciones con precios bajos, por lo tanto los *splits* generarían un aumento en la volatilidad y la liquidez de las acciones que tienen menor precio. Blume y Friend (1975) sugirieron que esos agentes no informados además serían pequeños inversores que buscarían acciones con precios más accesibles y sin contemplar el incremento de los costos por acción que sucede al fraccionamiento.

Kamara y Koski (2001) estudiaron la relación entre las operaciones en el mercado, la volatilidad de los retornos y la autocorrelación alrededor de las fechas de ejecución. Kadapakkam, Krishnamurthy y Tse (2005) observaron que la frecuencia de las pequeñas transacciones aumentan luego de los *splits* y le atribuyeron la causa a la promoción efectuada por los *brokers*.

2.2. Modelos de volatilidad de los retornos

Un modelo ampliamente utilizado de la volatilidad es el modelo de heterocedasticidad condicional autorregresiva (ARCH por las siglas en inglés), introducido por Engle (1982) y extendido por Bollerslev (1986), Engle et al. (1987), Nelson (1991), Glosten et al. (1993), entre otros. Un derivado de esta clase de modelos es el GARCH (p,q) que puede estimarse por máxima verosimilitud una vez que la distribución de la innovación, e_t , haya sido especificada (comúnmente se asume que sigue una distribución normal). Los modelos GARCH exponenciales (EGARCH) fueron sugeridos por Nelson (1991), a partir su crítica a ciertos aspectos de los modelos ARCH/GARCH. Al introducir el modelo EGARCH, Nelson argumentó que los supuestos de no negatividad de los parámetros de esos modelos son difíciles de lograr sobre todo con los retornos de los activos. Los modelos GARCH no permiten estimar convenientemente el efecto de apalancamiento que es importante considerar en la estimación de la varianza condicional ya que, según lo observado empíricamente, los efectos difieren de acuerdo a si la innovación del período anterior fue positiva o negativa. Además, criticó el efecto expansivo de los modelos ARCH/GARCH como consecuencia de la condición de positividad de los parámetros, que no ocurre al levantar esa restricción con el modelo exponencial.

Parkinson (1980) y Garman y Klass (1980) desarrollaron modelos de estimación de la volatilidad a partir de la diferencia entre valores extremos como los precios de apertura y de cierre y los precios más altos y más bajos operados en el día. En sus trabajos, mostraron que la volatilidad de los precios puede medirse incluso mejor con esos estimadores que con los cálculos de la varianza de los precios.

Hwang y Satchell (1999) sugirieron la existencia de un componente no observable de la volatilidad fundamental, como medida de riesgo. A partir de un modelo de volatilidad estocástica, buscaron “filtrar” la volatilidad generada por la nueva información separando el ruido transitorio y la volatilidad fundamental. Hasbrouck (2007), presentó una estimación de los parámetros del modelo publicado por Roll (1984) en donde segrega los componentes transitorios y fundamentales de la volatilidad de los retornos de los precios de las acciones, a través de la estimación del *bid-ask spread* teórico. La volatilidad transitoria es así el resultado de las operaciones realizadas por *traders* no informados que hacen que los precios de los activos se desvíen de su valor fundamental. De acuerdo con este autor, una forma fácil de detectar la volatilidad transitoria, es seguir el “rebote” de los precios *bid* (comprador) y *ask* (vendedor). El valor fundamental de un stock (la media teórica del *spread*), fluctúa de manera aleatoria y el *bid-ask spread* efectivo puede me-

dirse a partir de la covarianza serial de las variaciones de precios³. Según Roll (1984), la varianza de los cambios de precios observados está determinada por la nueva información que arriba al mercado, mientras que la covarianza entre los cambios de precios sucesivos no, debido a que los mercados son eficientes.

Engle y Patton (1999), asumieron que parte de la varianza de los retornos es predecible y otra parte es innovación. La volatilidad estocástica sería, por lo tanto, el desvío estándar de la innovación, postulando un modelo que genera una estructura temporal de la volatilidad. En este estudio se trabajará con un modelo para mostrar el comportamiento de la volatilidad estocástica de los retornos, partiendo desde las diferencias de dos datos consecutivos, en lugar de la medición de la diferencias de cada valor respecto al retorno promedio.

Se calibra un modelo de volatilidad sobre la base del modelo utilizado por Alaton et al. (2002) para modelar y valorar derivados climáticos.

3. Datos

La muestra utilizada en el trabajo consiste de datos de precios de acciones emitidas por empresas que realizaron *split* o *reverse split* en el periodo que abarca desde junio hasta septiembre de 2016, obtenidos de dos fuentes: (i) el sitio *yahoo finance*, que consigna series de precios diarios ajustados, volúmenes operados y precios máximos y mínimos diarios y (ii) la plataforma *Eikon*, de *Thomson Reuters* que informa series de precios intradiarios cuantificados por tics operados.

La información sobre las empresas que realizaron *splits* y *reverse splits* en periodo de interés, se obtuvo de la plataforma de *yahoo-finance*. Se seleccionaron las 54 empresas que cumplían con estas condiciones. De este conjunto inicial, se descartaron las compañías que tuvieron días de inoperabilidad para mantener la homogeneidad de la serie y los datos, y se separaron aquellas compañías que hubieran distribuido dividendos, para apartar la posible influencia de éstos en la volatilidad y en los precios de los activos estudiados. Se ordenaron luego de acuerdo al factor de *split* realizado. Esta primera clasificación se observa en el Cuadro 1, que contiene las 33 empresas incluidas en la muestra.

Se toman períodos de muestreo homogéneos a fin de minimizar la influencia de factores macroeconómicos o de mercado que pudiesen interferir en los resultados. La serie de datos intradiarios de cada empresa, se fraccionó en 5 días previos y 5 posteriores a la fecha de fraccionamiento, a fin de registrar los cambios más inmediatos. Para estimar los parámetros de tendencia de

³El modelo de Roll está explicado y analizado en Roll (1984).

la serie como la media y la varianza, se consideraron los registros de los 67 días previos y los 67 días posteriores, $[-67, 67]$ de la serie de datos diaria, abarcando en total un período de 74 días.

<i>Compañía</i>	<i>Ric</i>	<i>Ratio</i>	<i>Anuncio</i>	<i>Ex date</i>	<i>Pay date</i>
<i>Reverse Split</i>					
Lakeland Financial	LKFN	3/2	01/07/16	08/08/16	05/08/16
Gencor Industries	GENC	3/2	01/07/16	16/07/16	01/08/16
Church & Dwight	CHD	2/1	04/08/16	16/09/16	01/09/16
VSE Corp	VSEC	2/1	01/05/16	04/08/16	03/08/16
SS&C Techs	SSNC	2/1	25/05/16	27/06/16	24/06/16
Core-Mark	CORE	2/1	26/05/16	28/06/16	27/06/16
<i>Splits</i>					
ChinaNet Online	CNET	4/10	18/08/16	19/08/16	18/08/16
RLJ Entertainment	RLJE	1/3	09/06/16	24/06/16	23/06/16
Elbit Medical Imaging	EMITF	1/3	20/06/16	27/06/16	24/06/16
Ossen Innovation	OSN	1/3	11/08/16	23/08/16	22/08/16
Dataram	DRAM	1/3	08/07/16	11/07/16	18/07/16
DryShips	DRYS	1/4	05/08/16	15/08/16	12/08/16
Smith Micro Software	SMSI	1/4	16/08/16	17/08/16	16/08/16
Axcelis Tech	ACLS	1/4	19/05/16	30/06/16	29/06/16
Violin Memory	VMEM	1/4	24/06/16	06/07/16	05/07/16
Emmis Comms	EMMS	1/4	07/07/16	08/07/16	07/07/16
Lightbridge	LTBR	1/5	05/07/16	20/07/16	19/07/16
Comstock	CRK	1/5	20/07/16	01/08/16	29/07/16
Golden Ocean	GOGL	1/5	27/07/16	01/08/16	27/07/16
Oculus Innovative Sciences	OCLS	1/5	22/06/16	27/06/16	24/06/16
Clean Diesel Technologies	CDTI	1/5	22/07/16	25/07/16	22/07/16
China Ceramics	CCCL	1/8	27/06/16	28/06/16	27/06/16
Cenveo	CVO	1/8	08/07/16	14/07/16	13/07/16
Genco Shipping & Trading	GNK	1/10	07/07/16	08/07/16	07/07/16
Orexigen Therapeutics	OREX	1/10	08/07/16	12/07/16	11/07/16
Caladrius Biosciences	CLBS	1/10	27/07/16	28/07/16	27/07/16
Alphatec	ATEC	1/12	24/08/16	25/08/16	24/08/16
Atossa Genetics	ATOS	1/15	25/08/16	26/08/16	25/08/16
Hertz Global	HTZ	1/15	06/06/16	01/07/16	30/06/16
Superconductor	SCON	1/15	18/07/16	19/07/16	18/07/16
Delcath	DCTH	1/16	21/07/16	21/07/16	20/07/16
CGG	CGG	1/32	03/06/16	20/07/16	19/07/16
SAExploration Holdings	SAEX	1/135	26/07/16	27/07/16	26/07/16

Cuadro 1: Casos seleccionados

4. Metodología

4.1. Medición de la volatilidad

La volatilidad, como medida de dispersión de los retornos de un activo, puede estimarse con diferentes métodos. En este trabajo se tomó como serie de nivel la de los retornos logarítmicos de los precios y la volatilidad se estima como la desviación standard de estos retornos respecto del valor medio, en un horizonte temporal determinado.

4.2. Modelo de la volatilidad diaria constante

Se propone una función constante para la volatilidad diaria a partir de la serie de datos intradiarios recolectados, funcionalmente similar al modelo de Alaton et al. (2002) para la varianza mensual de la temperatura. Al realizar un histograma de los retornos de precios intradiarios en un horizonte temporal diario, puede inferirse que la distribución se ajusta a una función simétrica con exceso de kurtosis (colas pesadas). Así, se asumirá que σ_d^2 es una función constante durante cada día (d), entonces:

$$\sigma_d^2 = \begin{cases} \sigma_{-5}^2 & \text{durante el día -5} \\ \sigma_{-4}^2 & \text{durante el día -4} \\ \vdots & \vdots \\ \vdots & \vdots \\ \sigma_5^2 & \text{durante el día 5,} \end{cases}$$

donde cada σ_d^2 es constante para cada $d \in [-5, 5]$ y $d \in \mathbb{Z}$. Para cada serie de precios intradiarios de cada empresa seleccionada en la muestra, se calculan los retornos intradiarios, $R_t = \ln(P_t/P_{t-1})$. Se obtiene el valor promedio de los retornos, R_d , para cada día para luego obtener el valor de $\hat{\sigma}_d^2$ a partir del promedio de la diferencia cuadrática respecto a la media diaria, siendo n el número de observaciones en el día d . Así,

$$\hat{\sigma}_d^2 = \sum_{t=1}^n \frac{(R_t - R_d)^2}{(n-1)}.$$

4.3. Intensidad de la volatilidad y el factor de *split*

La intensidad de la variación en el nivel de la volatilidad que acontece en los episodios de *splits* podría estar afectada por el factor de fraccionamiento.

Para evaluar si dicho factor afecta o no el nivel de la volatilidad en el período de fraccionamiento, se plantea la siguiente regresión,

$$\Delta V_t = \alpha + \beta F_t, \quad (1)$$

donde ΔV_t es la variación del valor de la volatilidad constante diaria entre el día del *split* y el día anterior para cada compañía, y F_t es el factor de fraccionamiento de las acciones. Una vez corrida la regresión (1) con el método de mínimos cuadrados ordinarios, se evalúa la significatividad del coeficiente β y el valor del R^2 para determinar si existe o no suficiente evidencia estadística que indique una relación causal entre las variables F_t y ΔV_t .

4.4. Modelo de volatilidad de estimadores por rangos

Este modelo se desarrolló a partir de tres medidas de volatilidad presentadas en el trabajo de Chen y Wu (2009) en donde se introdujeron estimadores de la volatilidad por rangos. Para calcular estos estimadores, se utilizaron datos diarios.

En el primer estimador por rango, *high-low spread* (HLS), la volatilidad se estima a partir de la diferencia entre el precio más alto y el precio más bajo operados en un día.

$$HLS = |H_d - L_d|, \quad (2)$$

donde H_d es el precio más alto operado y L_d el precio más bajo operado en el día d .

El segundo estimador, VP, fue desarrollado por Parkinson (1980) quien asumió que los precios de las acciones siguen un movimiento Browniano exponencial y derivó el siguiente estimador:

$$VP = 0,3607[\ln(H_d/L_d)], \quad (3)$$

donde H_d y L_d son los definidos anteriormente.

Por último, el tercer estimador utilizado, que denominaremos VGK, fue propuesto por Garman y Klass (1980) quienes asumieron que los retornos siguen un proceso continuo de *random walk* con *drift* igual a cero y lo definieron así:

$$VGK = \frac{1}{2}[\ln(H_d/L_d)]^2 - [2\ln(2) - 1] * [\ln(A_d/C_d)]^2, \quad (4)$$

donde A_d y C_d son los precios de apertura y de cierre en el día d , respectivamente.

En el Cuadro 2 se muestran los coeficientes de correlación de las tres medidas de volatilidad por rangos descritas anteriormente. Como se puede observar, ninguno de los valores es mayor a 0.8 en términos absolutos. Por lo tanto es importante examinar cómo responden los tests empíricos a las diferentes medidas de volatilidad.

	<i>HLV</i>	<i>VGK</i>	<i>VP</i>
<i>Split</i>			
HLV	1,000000		
VGK	-0,177913	1,000000	
VP	0,222866	-0,507817	1,000000
<i>Reverse Splits</i>			
HLV	1,000000		
VGK	-0,33597	1,000000	
VP	0,77926	-0,29173	1,000000

Cuadro 2: Correlación de las diferentes medidas de volatilidad por rangos.

4.5. Modelo Autoregresivo con Heterocedasticidad Condicional Generalizado (GARCH)

El primer modelo de la volatilidad estocástica en tiempo discreto es el modelo ARCH (Autorregresivo con heterocedasticidad condicional por sus siglas en inglés), desarrollado por Engle (1982), y definido por la siguiente expresión:

$$y_t = \epsilon_t \sigma_t, \quad \epsilon_t \sim N(0, 1) \quad (5)$$

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i y_{t-i}^2,$$

donde es necesario que $\alpha_0 > 0$ y $\alpha_i \geq 0$ y que la suma de todos los parámetros sea menor a la unidad, para que se cumpla la condición de estacionariedad en la media.

La varianza condicional depende entonces de cuán largas fueron las desviaciones respecto de la media (y_{t-i}^2) en los períodos anteriores sin dar información sobre las causas de las variaciones de la volatilidad. El modelo asume que los *shocks* positivos y negativos tienen igual efecto sobre la volatilidad ya que depende de los cuadrados de los *shocks* previos. Sin embargo, las series financieras de alta frecuencia responden de manera diferente a los *shocks* positivos y negativos. Este modelo podría sobrestimar la predicción de la volatilidad al responder a *shocks* aislados y grandes.

Una extensión natural de (5) es el GARCH (ARCH generalizado) desarrollado por Bollerslev (1986) y Taylor (1986) que incorpora componentes de medias móviles, además de los componentes autorregresivos, en la varianza heterocedástica; es decir, permite que la varianza condicional dependa también de sus propios rezagos. El modelo GARCH (p,q) se puede escribir como

$$y_t = \epsilon_t \sigma_t, \quad \epsilon_t \sim N(0, 1), \quad (6)$$

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i y_{t-i}^2 + \sum_{i=1}^p \beta_i \sigma_{t-i}^2.$$

Si todos los parámetros $\beta_i = 0$, entonces (6) se reduce a un ARCH(q). En este modelo, es necesario que $\alpha_0 > 0$, α_i y $\beta_i \geq 0$ y que la suma de todos los parámetros sea menor a la unidad, para que se cumpla la condición de estacionariedad de la media. La varianza condicional σ_t^2 puede interpretarse como un promedio ponderado entre un valor promedio de largo plazo (α_0), información de la volatilidad de períodos anteriores ($\alpha_i y_{t-i}^2$) y la varianza predicha por el modelo en períodos anteriores ($\beta_i \sigma_{t-i}^2$).

Por último, se utilizaron los datos de los retornos intradiarios para evaluar la significatividad de los parámetros del modelo que propuso Nelson (1991), quien presentó una especificación más general de los modelos GARCH para salvar las dificultades que observó en los modelos ARCH y GARCH, principalmente la restricción de no negatividad de los parámetros. Para ello propuso un modelo GARCH exponencial, EGARCH, que formuló de la siguiente manera:

$$y_t = \epsilon_t \sigma_t, \quad \epsilon_t \sim N(0, 1),$$

$$\ln(\sigma_t^2) = \omega + \sum_{i=1}^p \beta_i \ln(\sigma_{t-i}^2) + \gamma \frac{u_{t-1}}{\sqrt{\sigma_{t-1}^2}} + \alpha \left(\frac{|u_{t-1}|}{\sqrt{\sigma_{t-1}^2}} - \sqrt{\frac{2}{\pi}} \right). \quad (7)$$

En esta especificación, como se modela el logaritmo de la varianza condicional, σ_t^2 es positiva incluso si los parámetros estimados son negativos. El modelo permite captar las asimetrías de la volatilidad, ya que si la relación entre la volatilidad y los retornos es negativa, el coeficiente γ será negativo. Al verificar la significatividad de los parámetros de (7), se puede captar el desempeño de la volatilidad en los momentos de *splits*.

Para evaluar el error de ajuste del modelo en los períodos de análisis, se calculó el error cuadrático medio

$$RECM = \sqrt{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T e_t^2}$$

para cada uno de los EGARCH correspondientes a cada período, donde e_t^2 es la diferencia cuadrática entre los retornos al cuadrado de la muestra y los datos teóricos generados por el modelo

$$e_t^2 = (R_t^2 - EGARCH_t)^2.$$

5. Resultados Numéricos

5.1. Cambios en la volatilidad diaria alrededor de la fecha de *splits*

En primer lugar, se examina el comportamiento de la volatilidad constante diaria de los retornos intradiarios de los precios de las empresas estudiadas, en los días anteriores y posteriores al de ejecución de los *splits*. Los valores de las volatilidades varían considerablemente entre las distintas compañías, es decir, no son homogéneos, por lo tanto no hay parámetros comparables entre las empresas porque los órdenes de magnitud de las varianzas son muy distintos. Por eso se calcula también el porcentaje del incremento en el valor de la volatilidad,

$$CV_i = \frac{\bar{S}_i - \bar{A}_i}{\bar{A}_i}, \quad (8)$$

donde \bar{S}_i y \bar{A}_i son las volatilidades de la empresa i el día del *split* y en el día anterior al *split*, respectivamente.

En los histogramas de la Figura 1 y los valores de los estadísticos descriptivos contenidos en los cuadros, se observaron distribuciones en su mayoría simétricas con valores de kurtosis muy altos en relación a los valores de la distribución normal (colas pesadas)⁴. Para confirmar estas observaciones se realizó el test de normalidad de Jarque-Bera sobre las series intradiarias para cada una de las empresas y en todos los casos se rechazó la hipótesis nula de normalidad en la distribución.

Al no cumplirse la hipótesis de normalidad de los retornos, no es posible aplicar el Test F de desigualdad de varianzas ni el Test Chi cuadrado de varianza desconocida. Por este motivo, y a fin de contrastar los resultados,

⁴La distribución normal tiene coeficiente de kurtosis = 3 coeficiente de asimetría = 0.

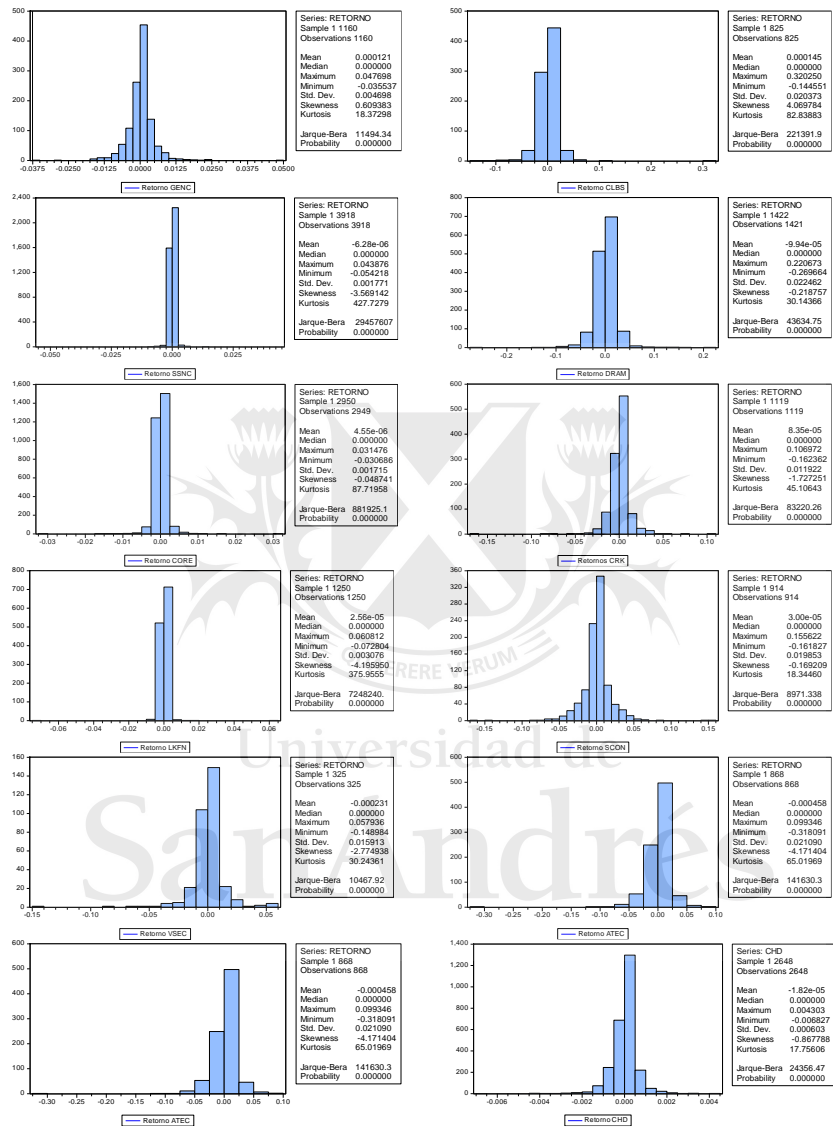


Figura 1: Histogramas y estadísticos descriptivos de retornos logarítmicos intra-díarios.

se aplicaron dos test no paramétricos, el de Wilcoxon y el binomial, con las siguientes hipótesis nulas: (a) el valor de la varianza promedio y el de la mediana de la varianza, no varían significativamente durante el periodo bajo análisis y (b) $CV_i = 0$, $i \in 1, 33$, es decir que el incremento de la volatilidad entre día del *split* y el día anterior es igual a cero.

Las Figuras 2 y 3 exhiben los gráficos de los cambios en la volatilidad diaria alrededor de la fecha de expiración de los *reverse splits* y *splits*, respectivamente y en el Cuadro 3 se muestran las diferencias de los promedios y de la mediana entre los cinco días anteriores y los cinco días posteriores al *split* y el valor de CV , dado por (8), para las series intradiarias de cada compañía.

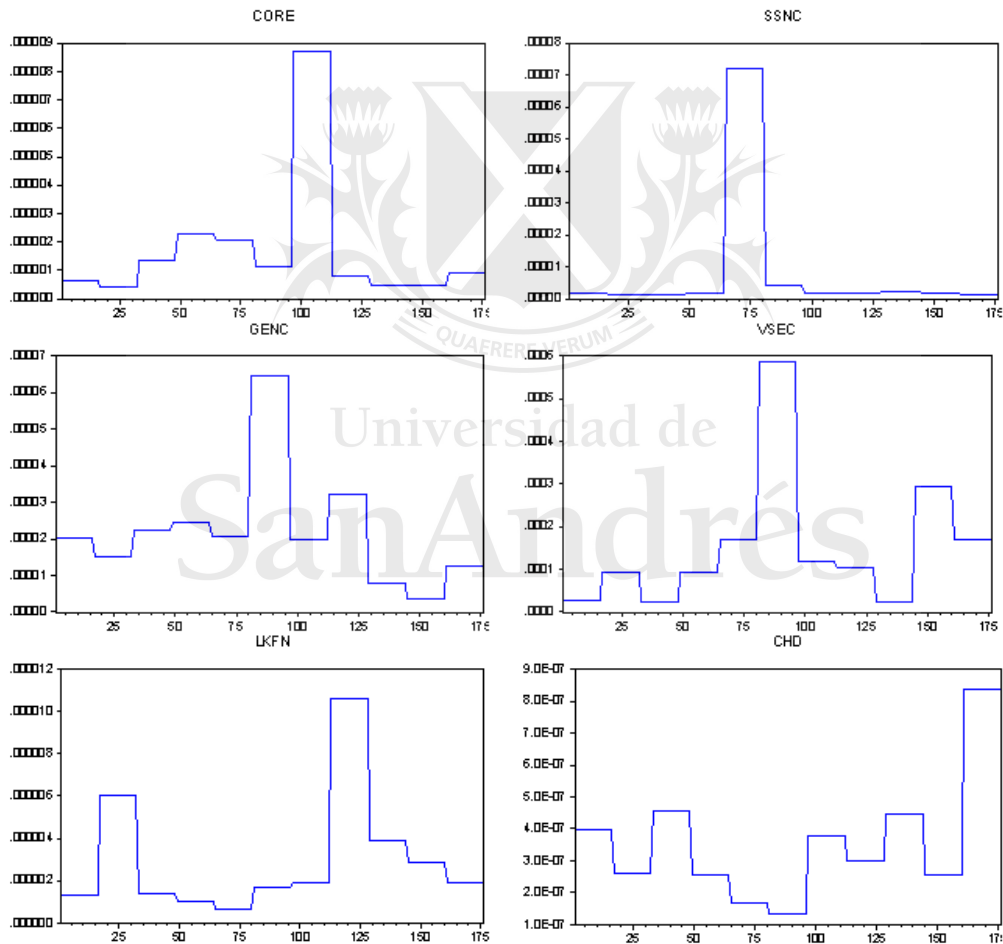


Figura 2: Cambios en la volatilidad diaria alrededor de la fecha de expiración. *Reverse splits* entre obs. 81 y 96

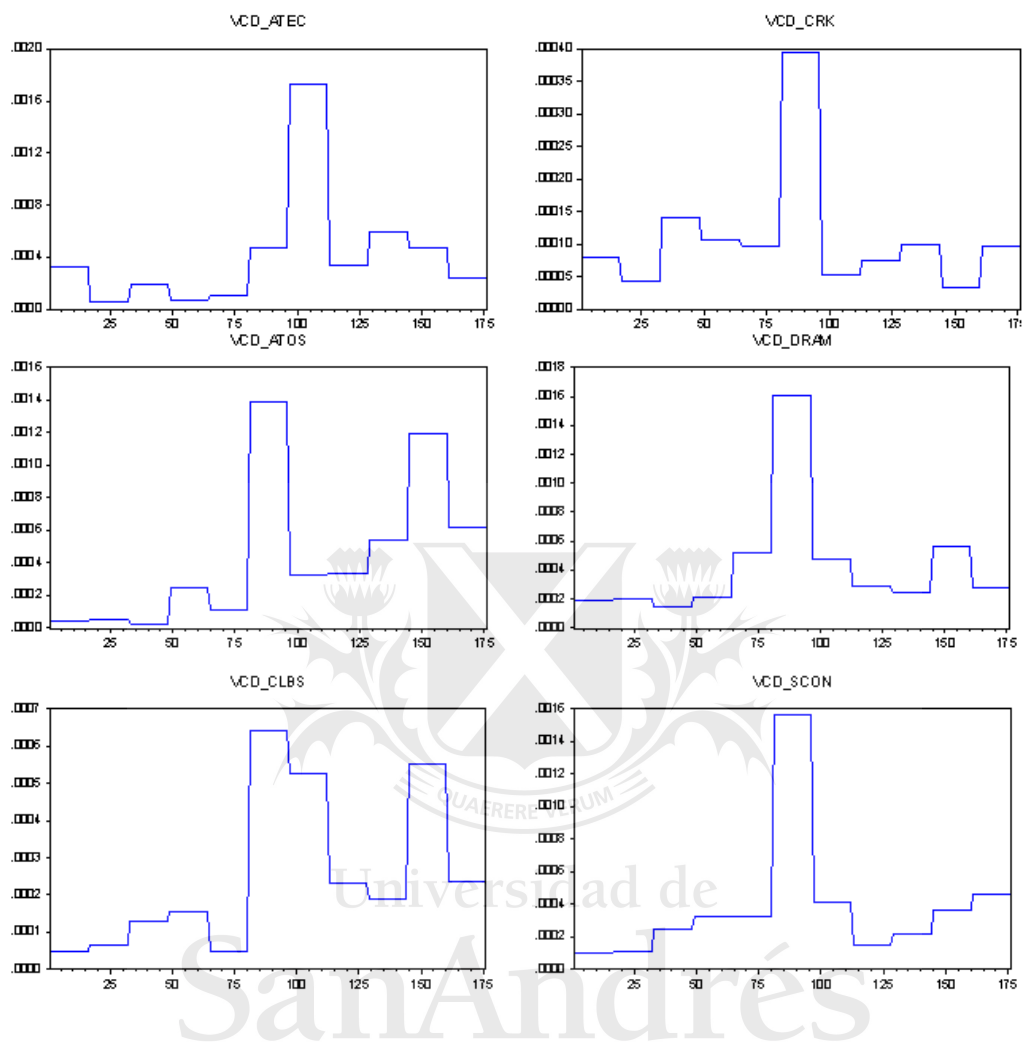


Figura 3: Cambios en la volatilidad diaria alrededor de la fecha de expiración. *Splits* entre obs. 81 y 96

<i>Compañía</i>	<i>Dif. Promedio</i>	<i>Dif. Mediana</i>	<i>CV</i>
Reverse Split			
<i>LKFN</i>	-0,00022 %	-0,00015 %	-10 %
<i>GENC</i>	0,00127 %	0,00090 %	228 %
<i>CHD</i>	-0,00002 %	-0,00001 %	-65 %
<i>VSEC</i>	0,00234 %	-0,00250	400 %
<i>SSNC</i>	0,00121 %	0,00002	172 %
<i>CORE</i>	-0,00009 %	0,00005	-86 %
<i>Total incrementos</i>	3	3	3
Splits			
<i>CNET</i>	-0,1313 %	-0,0480 %	1206 %
<i>RLJE</i>	0,2493 %	0,27264 %	995 %
<i>EMITF</i>	-0,01216 %	0,0076 %	41 %
<i>OSN</i>	0,0897 %	0,1060 %	23 %
<i>DRAM</i>	0,01063 %	-0,0086 %	238 %
<i>DRYS</i>	-0,0107 %	-0,0056 %	377 %
<i>SMSI</i>	-0,0486 %	-0,0397 %	180 %
<i>ACLS</i>	-0,00109 %	-0,00025 %	163 %
<i>VMEM</i>	-0,0026 %	0,0018 %	-50 %
<i>EMMS</i>	-0,03522 %	-0,0299 %	299 %
<i>LTBR</i>	0,0314 %	0,0127 %	283 %
<i>CRK</i>	0,0073 %	0,0026 %	667 %
<i>GOGL</i>	-0,0053 %	-0,0060 %	11 %
<i>OCLS</i>	0,00918 %	0,00677 %	233 %
<i>CDTI</i>	-0,0101 %	-0,0178 %	3 %
<i>CCCL</i>	0,04459 %	0,04098 %	157 %
<i>CVO</i>	0,0115 %	-0,0042 %	-26 %
<i>GNK</i>	0,0246 %	0,0121 %	1214 %
<i>OREX</i>	-0,0033 %	-0,0032 %	74 %
<i>CLBS</i>	-0,0166 %	-0,0139 %	22 %
<i>ATEC</i>	-0,0472 %	-0,0329 %	-73 %
<i>ATOS</i>	-0,0292 %	-0,0456 %	325 %
<i>HTZ</i>	-0,02393 %	-0,00029 %	-99 %
<i>SCON</i>	0,0125 %	-0,0077 %	280 %
<i>DCTH</i>	-0,3999 %	0,0039 %	-99 %
<i>CGG</i>	-0,0209 %	-0,0138 %	14 %
<i>SAEX</i>	0,0251 %	0,0315 %	172 %
<i>Total incrementos</i>	11	10	22
<i>TestdesignosparaCV</i>			
<i>Test Binomial</i>	$p = 0,76$	$z = 2,67$	<i>Se rechaza Ho</i>
<i>Test Wilcoxon</i>		$z = 3,22$	<i>Se rechaza Ho</i>

Cuadro 3: Resultados VCD

Los resultados más significativos se observan en el valor de *CV*. Para 25 de las 33 empresas de la muestra, el incremento de *CV* indica que los efectos del *split* sobre el nivel de la volatilidad se producen en periodos muy cortos de tiempo; es decir, que la volatilidad diaria no es constante, presenta un efecto localizado que se incrementa especialmente el día en que ocurre el *split*, (en

relación a los días anteriores y posteriores) y después del *split* no presenta cambios significativos.

Se probó, también, el test binomial introducido en Ohlson y Penman (1985), que requiere de los siguientes estadísticos:

$$p = pr(R_d^2 > R_a^2),$$

$$Z = 2(p - 0,5)\sqrt{M},$$

donde *pr* indica proporción, R_a^2 y R_d^2 son los retornos cuadráticos antes y después del *split* y M es el número de observaciones. Para el total de la muestra, hay un 76% de casos en donde $R_d^2 > R_a^2$. Bajo la hipótesis de que las observaciones son independientes, el estadístico para la diferencia de proporciones es $Z = 2,67$, que es significativo al 1%. Este resultado es consistente con los anteriores y el test binomial indicaría que la volatilidad se incrementa luego de un *split*.

5.2. Modelo de regresión del nivel de la volatilidad y el factor de *split*

Para cada una de las compañías que integran la muestra, se calculó la diferencia entre los retornos promedio diarios del día de ejecución del *split* y del día anterior, que se designan como ΔV_t , y la correlación entre las dos series para evaluar la relación sistemática entre ellas. En el cuadro 4 se muestra la matriz de correlación entre ambas variables. El valor del coeficiente de correlación resultó muy bajo en términos absolutos y negativo, es decir, hay una relación inversa débil entre las variables. El Gráfico 4 confirma esta afirmación. La nube de puntos no tiene tendencia definida indicando una relación débil y un tipo de línea con forma no monótona. Se corrió una regresión con ΔV_t como variable dependiente, una constante y el factor de *split* como regresor.

En la Figura 5 se muestran los resultados obtenidos al realizar una regresión lineal entre las series ΔV_t y $factor_t$ con el método de mínimos cuadrados ordinarios. El valor de la constante resultó positivo y estadísticamente significativo, sin embargo el coeficiente β tiene un valor negativo, pero no resultó estadísticamente significativo al 5%.

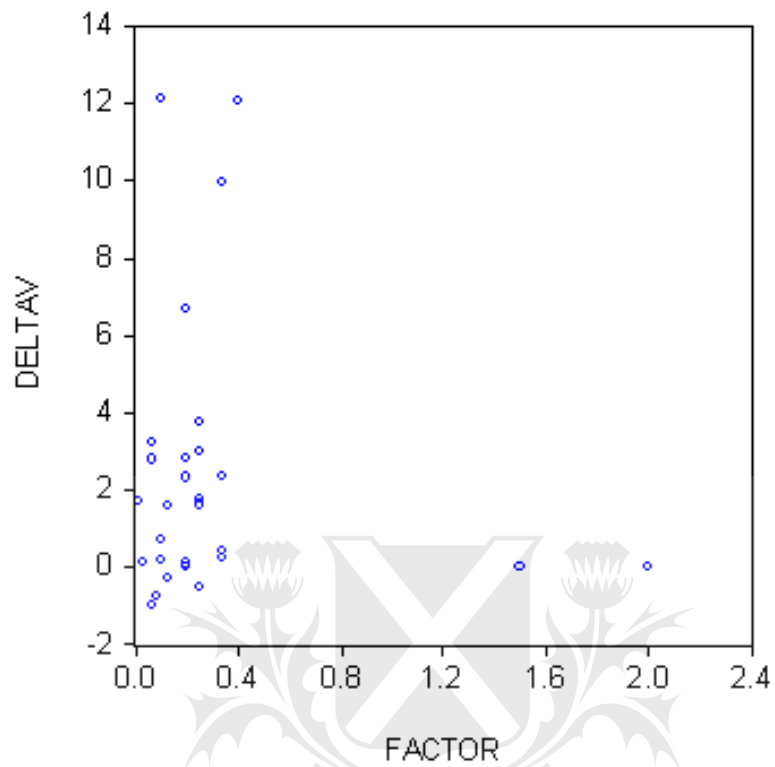


Figura 4: Gráfico de dispersión entre la variación de la volatilidad y el factor de *split*

	<i>Factor</i>	ΔV
<i>Factor</i>	1,000	-0,2238
ΔV	-0,2238	1,000

Cuadro 4: Correlación entre la variación de la volatilidad y el factor de *split*.

Dependent Variable: DELTAV
 Method: Least Squares

Sample: 1 33
 Included observations: 33

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	2.570049	0.737715	3.483796	0.0015
FACTOR	-1.162917	0.909665	-1.278401	0.2106
R-squared	0.050079	Mean dependent var		2.009106
Adjusted R-squared	0.019437	S.D. dependent var		3.440331
S.E. of regression	3.406732	Akaike info criterion		5.348076
Sum squared resid	359.7805	Schwarz criterion		5.438773
Log likelihood	-86.24325	Hannan-Quinn criter.		5.378593
F-statistic	1.634309	Durbin-Watson stat		1.873066
Prob(F-statistic)	0.210597			

Figura 5: Resultados regresión por MCO

Como muestra el análisis realizado, no se puede concluir que existe una relación estadísticamente significativa entre la intensidad de la volatilidad, calculada con el valor de ΔV , y el factor de *split*.

5.3. Comportamiento de la volatilidad con los estimadores por rangos

En este apartado se examina el comportamiento de la volatilidad modelada con los estimadores por rangos *HLS*, *VP* y *VGK*, dados por (2), (3) y (4) respectivamente, con datos de precios diarios. Para cada una de las series se aplicó el test de normalidad Jarque-Bera y para los tres estimadores se rechazó la hipótesis nula de normalidad en la distribución. Por lo tanto, los resultados de los test T, Z y F no serían confiables al no cumplirse el supuesto de normalidad de las series en estudio.

Para los tres estimadores se aplicaron los test no paramétricos, binomial y de Wilcoxon. Se designa con d el índice del día respecto a $d = 0$, que indica el día en que ocurre el *split* (d es un entero negativo para los días anteriores al *split* y positivo para los posteriores). Se realizaron cuatro cortes temporales con los intervalos $d \in [-67; 67]$, $d \in [-10; 10]$, $d \in [-5; 5]$ y $d \in [-1; 1]$, para mostrar el patrón temporal de la volatilidad diaria alrededor de las fechas de *split* y así evaluar la estabilidad de la serie en distintas distancias del día cero y examinar la persistencia del efecto en estudio durante el transcurso de los días.

El estimador *HLV* busca captar si el *split* genera incrementos en la diferencia entre el precio más alto operado en el día y el más bajo. La medida de la volatilidad es la distancia entre ambos precios. Se esperaría que el fraccionamiento de las acciones ocasionara un mayor número de operaciones diarias y esto repercutiera en un valor más alto del estimador *HLV*. En el Cuadro 5 se muestran los resultados obtenidos distinguiendo de manera separada los casos de *split* y los de *reverse split*. Para cada uno de los rangos temporales, se calculó el promedio de la diferencia entre el valor del estimador *HLV* antes y después del fraccionamiento. Para evaluar la significatividad estadística del estimador, se aplicó el test T de una cola de diferencia de medias y los test de signos no paramétricos de Wilcoxon y binomial bajo la hipótesis nula de que el valor medio o promedio de la medida de la volatilidad en el periodo posterior al *split* es menor o igual al del período anterior a éste.

Los valores obtenidos de los test fueron concluyentes en la afirmación del efecto localizado del *split* muy próximo a la fecha de ejecución debido a que en el único caso en el que se rechaza la hipótesis nula de igualdad de medias, es en el intervalo temporal $d \in [-1; 1]$, es decir, existe evidencia estadística suficiente para afirmar que la volatilidad *HLV* aumenta en el día 1 en relación al día -1. Sin embargo, no es posible afirmar estadísticamente que ese efecto se mantiene en el tiempo. En la tabla también se muestran los resultados de los test no paramétricos. En el caso del test de Wilcoxon, no resultó significativo en ningún caso a pesar de que el estadístico Z se incrementó en los intervalos $d \in [-5; 5]$ y $d \in [-1; 1]$ en donde los aumentos de la volatilidad superaron a las disminuciones en un 65 % y el test binomial resultó significativo en esos intervalos.

Para ampliar el análisis, se evaluó el test F de igualdad de varianzas entre las muestras de los días previos y los días posteriores. Los valores obtenidos del incremento de la varianza de la volatilidad es estadísticamente significativo en las series de *splits* y sólo significativo en el intervalo $d \in [-1; 1]$ para el caso de los *reverse splits*. Estos resultados son importantes para aseverar que el efecto del fraccionamiento de acciones es más significativo en la varianza de la volatilidad que en su nivel. El incremento del nivel sólo es significativo en los días muy próximos al de ejecución.

Con el estimador *VP* el aumento de la volatilidad resulta significativo en los intervalos de $[-5, 5]$ y $[-1; 1]$ días. El Cuadro 6 muestra los valores de los resultados de los test que se aplicaron, para cada uno de los intervalos temporales. El cambio en la varianza de la volatilidad resultó estadísticamente significativo para el segmento $[-10, 10]$ y $[-1; 1]$, no así para el resto de los intervalos. En cuanto a los test no paramétricos, para el caso de los *splits*, si bien se observan más incrementos que disminuciones entre los 10 días previos y los 10 días posteriores, no resultaron estadísticamente significativos

Splits	-67 + 67	-10 + 10	-5 + 5	CV
Test T y F				
<i>Dif.Promedio</i>	-1,602	-588	-368	358
<i>T - value</i>	-0,4614	-0,4614	-0,3341	-0,2499
<i>prob.</i>	0,6468	0,6468	0,7398	0,8038
<i>F - value</i>	4,2236	4,2236	2,6991	2,0664
<i>prob.</i>	0,0013	0,0013	0,0239	8
Sing Test				
<i>Wilcoxon</i>				
<i>Aum.</i>	5	12	15	15
<i>Dismi.</i>	18	11	8	8
<i>z - value</i>	0,637	0,6371	1,1643	1,2083
<i>p</i>	0,5241	0,5241	0,2443	0,2269
<i>Binomial</i>				
<i>p</i>	0,2174	0,5217	0,6522	0,6522
<i>Z - value</i>	-2,7107	0,2085	1,4596	1,4596
Reverse Splits				
Test T y F				
<i>Dif.Promedio</i>	0,0520	0,1880	0,3270	1,1650
<i>T - value</i>	0,3291	0,7409	0,8827	1,6627
<i>prob.</i>	0,7489	0,4758	0,3981	0,1274
<i>F - value</i>	1,5152	1,4405	1,0317	12,4251
<i>prob.</i>	0,6595	0,7183	0,9735	0,0152
Sing Test				
<i>Wilcoxon</i>				
<i>Aum.</i>	5	5	6	6
<i>Dismi.</i>	1	1	0	0
<i>z - value</i>	0,5604	1,0408	1,0408	1,2010
<i>p</i>	0,5241	0,5241	0,2443	0,2269
<i>Binomial</i>				
<i>p</i>	0,2174	0,5217	0,6522	0,6522
<i>Z - value</i>	-2,7107	0,2085	1,4596	1,4596

Cuadro 5: HLV

para el tamaño de la muestra. Sin embargo, en el caso de los *reverse splits* el test binomial resultó estadísticamente significativo en todos los períodos temporales estudiados. El test F de desigualdad de varianzas también resultó estadísticamente significativo sólo para el segmento $[-1; 1]$ que muestra que la varianza de la volatilidad se incrementa considerablemente en el menor intervalo de tiempo en torno a la fecha de ejecución. Es pertinente señalar que el tamaño de la muestra en este último caso es pequeño, disminuyendo la robustez de los resultados.

Splits	$[-67, 67]$	$[-10, 10]$	$[-5, 5]$	$[-1, 1]$
Test T y F				
<i>Dif.Promedio</i>	-0,0080	0,0049	0,0082	0,0135
<i>T - value</i>	1,8393	0,6285	1,6728	1,6301
<i>prob.</i>	0,0726	0,5330	0,1015	0,1102
<i>F - value</i>	41,2404	3,3238	2,0203	2,4037
<i>prob.</i>	0,6177	0,0068	0,1064	0,0452
Sing Test				
<i>Wilcoxon</i>				
<i>Aum.</i>	8	11	16	15
<i>Dismi.</i>	15	12	7	8
<i>z - value</i>	2,1530	0,1098	1,4719	1,0545
<i>p</i>	0,0313	0,1250	0,1410	0,2916
<i>Binomial</i>				
<i>p</i>	0,1739	0,4783	0,6957	0,6522
<i>Z - value</i>	-3,1277	-0,2085	1,87663	1,4596
Reverse Splits				
Test T y F				
<i>Dif.Promedio</i>	0,0006	0,0033	-0,0033	0,0150
<i>T - value</i>	0,5411	1,1564	1,0798	1,9248
<i>prob.</i>	0,6032	0,2809	0,3056	0,0832
<i>F - value</i>	1,2705	2,0688	1,2656	14,2281
<i>prob.</i>	0,8222	0,4987	0,8023	0,0112
Sing Test				
<i>Wilcoxon</i>				
<i>Aum.</i>	5	6	6	6
<i>Dismi.</i>	1	0	0	0
<i>z - value</i>	0,6267	0,6267	1,0408	1,3611
<i>p</i>	0,5309	0,5309	0,2980	0,1735
<i>Binomial</i>				
<i>p</i>	0,8333	1,0000	1,0000	1,0000
<i>Z - value</i>	-1,6330	2,4495	2,4495	2,4495

Cuadro 6: VP

Finalmente, en el Cuadro 7 pueden observarse los resultados del estimador *VGK*. En su cálculo se incluye como regresor la diferencia logarítmica entre los precios de apertura y de cierre. El resultado del test binomial para

el intervalo $[-1, 1]$ fue el único en el que resultó estadísticamente significativo rechazar la hipótesis nula de igualdad de las medias en las distribuciones previas y posteriores al *split*. Sin embargo, los resultados estadísticos de los test F, mostraron que las varianzas de las volatilidades se incrementan considerablemente con posterioridad a la fecha de ejecución de los *splits*. En el caso de los *reverse splits*, ninguno de los resultados obtenidos fue estadísticamente significativo.

Splits	$[-67, 67]$	$[-10, 10]$	$[-5, 5]$	$[-1, 1]$
Test T y F				
<i>Dif.Promedio</i>	-0,0006	-0,0035	-0,0009	0,0008
<i>T - value</i>	-0,8603	-1,0218	-1,3028	0,8243
<i>prob.</i>	0,3943	0,3125	0,1994	0,4142
<i>F - value</i>	15,5362	452,6498	11,1985	1,0088
<i>prob.</i>	0,0000	0,0000	0,0000	0,9839
Sing Test				
<i>Wilcoxon</i>				
<i>Aum.</i>	15	14	9	15
<i>Dismi.</i>	8	9	14	8
<i>z - value</i>	1,1424	0,0439	0,1098	1,4939
<i>p</i>	0,2533	0,9650	0,9125	0,1352
<i>Binomial</i>				
<i>p</i>	0,6522	0,6087	0,3913	0,6522
<i>Z - value</i>	-1,4596	1,0426	-1,0426	1,4596
Reverse Splits				
Test T y F				
<i>Dif.Promedio</i>	-0,00002	-0,00001	0,00004	0,00036
<i>T - value</i>	-1,1574	0,8215	0,6335	1,5574
<i>prob.</i>	0,2740	0,4305	0,5406	0,1504
<i>F - value</i>	1,9772	3,6798	2,4203	86,8853
<i>prob.</i>	0,4723	0,1791	0,3542	0,0001
Sing Test				
<i>Wilcoxon</i>				
<i>Aum.</i>	1	3	4	4
<i>Dismi.</i>	5	3	2	2
<i>z - value</i>	1,5212	0,5604	0,0801	1,2010
<i>p</i>	0,1282	0,5752	0,9362	0,2298
<i>Binomial</i>				
<i>p</i>	0,1667	0,5000	0,6667	0,6667
<i>Z - value</i>	-1,6330	0,0000	0,8165	0,8165

Cuadro 7: VGK

5.4. Calibración de modelos ARCH/GARCH/EGARCH para los retornos intradiarios

Los gráficos y el análisis descriptivo de los retornos logarítmicos de los precios intradiarios, muestran que generalmente tienen una media constante (frecuentemente en torno al valor 0), una varianza no constante a lo largo de las observaciones, es decir, heterocedástica y una distribución simétrica y leptokúrtica. Debido a estas particularidades de las series de retornos, se propone estimar un modelo para la varianza condicional heterocedástica.

Sobre la serie de los retornos logarítmicos, en primer lugar se realizó el test de raíz unitaria de Dickey Fuller aumentado para evaluar la presencia de raíces unitarias en las series. En todos los casos se rechazó la hipótesis nula que permite concluir que existe suficiente evidencia estadística para suponer que las series estudiadas no tienen raíces unitarias, es decir, son estacionarias. A partir de la observación de los correlogramas, se buscó un modelo ARMA para la media tal que se ajustara a los datos y cuyos coeficientes resultasen significativos al ser contrastados con un test Z. Una vez modelada la media, seleccionada según los criterios de información⁵ se realizó un test White de heterocedasticidad sobre los residuos para evaluar la presencia de efectos ARCH. Este test evalúa la presencia de autocorrelación serial con la serie de los residuos al cuadrado. En todas las series analizadas, el coeficiente de rezagos para los residuos resultó significativo, es decir, se confirmó la presencia de efectos ARCH, por lo tanto es necesario incorporar un modelo para las varianzas condicionales.

Se realizaron tres cortes temporales y se calibraron 4 modelos para la varianza condicional para cada una de las compañías. El día de ejecución del *split* o *reverse split* es el día $d = 0$ y los modelos se calibraron en los siguientes intervalos: *pre-split* (días -5 a -2), *split* (días -1 a 1), *post-split* (días 2 a 5) y total (días -5 a 5). Se probaron los modelos ARCH/GARCH/EGARCH para determinar el que mejor se ajustara a la serie de datos. Se evaluaron los criterios de información en cada caso y se corrió el modelo MA(1) EGARCH (1,1) que resultó con menor criterio de información en la mayor cantidad de casos, para poder comparar todas las series y para captar el *cluster* de volatilidad. Una vez ajustado el EGARCH, se realizó un test Z sobre cada uno de los parámetros del modelo, con un nivel de significatividad de 5% para establecer si los coeficientes eran estadísticamente significativos. Se generó la serie de las varianzas con el modelo EGARCH calibrado al total de la serie (desde el día -5 al día 5) y se calculó la media de esa varianza

⁵Se observaron los valores de los criterios de información de Akaike, Schwarz y Hannan-Quinn que arrojó el modelo y se eligió el de menor valor en esos criterios.

para cada uno de los períodos (*pre-split*, *split* y *post-split*) con el objetivo de verificar si el valor medio de la varianza era mayor que el de los otros dos períodos. Asimismo, se calculó el valor de la varianza media con la serie de EGARCH generada en cada período y se realizó la misma comparación. Por último, se calculó la raíz del error cuadrático medio (RECM) para cada uno de los EGARCH correspondientes a cada período. El objetivo de este último cálculo, es el de comparar el error de ajuste del modelo para los períodos de *split* y *reverse split* en relación a los otros períodos de la serie. En la figura 6 se muestran los valores de los coeficientes obtenidos con los modelos MA(1) EGARCH (1,1) y su correspondiente probabilidad bajo la distribución Z, para el período completo de la muestra y cada una de las compañías. Al final del cuadro se muestra el porcentaje de parámetros que resultaron estadísticamente significativos al 5 % sobre el total de casos. El coeficiente del modelo para la media MA(1) resultó significativo en el 91 % de los casos estudiados. En cuanto al modelo EGARCH, la constante fue significativa en el 97 % de los casos y en todos ellos mostró un valor negativo. El coeficiente α también resultó significativo en el 97 % de los casos. El coeficiente γ que mide la magnitud del efecto de apalancamiento, resultó significativo en el 48 % de los casos y en todos ellos mostró un valor negativo tal como se esperaba en este modelo, que muestra que innovaciones negativas tienen un mayor impacto sobre la volatilidad que innovaciones positivas de igual tamaño. El parámetro β resultó significativo en el 97 % de los casos y > 0 , lo que implicaría que la varianza logarítmica que es la variable dependiente del modelo, depende positivamente de su propio rezago.

Las Figuras 7 y 8 presentan los coeficientes y sus respectivo valor de probabilidad bajo el estadístico Z los tres cortes que se realizaron para cada una de las series, denominados *pre-split*, *split* y *post-split*. En la Figura 9 se muestran los porcentajes de casos en los cuales cada uno de esos coeficientes resultó significativos al 5 % para cada uno de los cortes temporales realizados. El coeficiente γ mostró mayor cantidad de casos significativos en el período de *split* en relación al período previo y al posterior. En el período de *split*, los coeficientes del modelo EGARCH (1,1) resultaron significativos en mayor cantidad de casos.

En la Figura 10 comparan las medias obtenidas con las series de datos generadas con el modelo calculado y los casos en que esas medias se incrementan en el período de *split* en relación al período previo. La media de la volatilidad calculada con el modelo EGARCH sobre el total del período, mostró un incremento en el período de *split* en el 60 % de los casos respecto al período anterior a éste. Se observa que en el 79 % de los casos el período posterior al *split* mostró una disminución en el valor de la media calculada con el modelo. Asimismo, en el 67 % de los casos, el valor de la media en el

Compañía	MA(1)	Prob. MA	ω	Prob. ω	α	Prob. α	Υ	Prob. Υ	β	Prob. β
VMEN	-0,08	0,11	-4,25	0,00	0,83	0,00	-0,15	0,00	0,62	0,00
ACLS	-0,38	0,00	-1,73	0,00	0,49	0,00	0,04	0,00	0,89	0,00
OREX	-0,32	0,00	-0,88	0,00	0,46	0,00	0,46	0,00	0,94	0,00
CLBS	-0,33	0,00	-1,17	0,00	0,59	0,00	-0,06	0,01	0,91	0,00
ATEC	-0,44	0,00	-1,14	0,00	0,38	0,00	0,00	0,92	0,89	0,00
CVO	-0,53	0,00	-1,80	0,00	0,37	0,00	0,03	0,13	0,81	0,00
CNET	-0,51	0,00	-1,73	0,00	0,73	0,00	-0,45	0,00	0,82	0,00
RIJE	-0,56	0,00	-1,71	0,00	0,76	0,00	-0,06	0,46	0,81	0,00
EMITF	-0,60	0,00	-7,85	0,01	0,41	0,01	-0,15	0,09	0,02	0,96
OSN	0,00	0,00	-1,95	0,00	0,85	0,00	-0,31	0,00	0,81	0,00
DRAM	-0,41	0,00	-1,10	0,00	0,48	0,00	0,01	0,55	0,91	0,00
DRYS	-0,45	0,00	-0,84	0,00	0,39	0,00	-0,01	0,15	0,94	0,00
SMSI	-0,42	0,00	-1,37	0,00	0,46	0,00	0,11	0,00	0,87	0,00
EMMS	-0,26	0,00	-1,12	0,00	0,50	0,00	0,02	0,45	0,91	0,00
LTBR	-0,48	0,00	-2,29	0,00	0,61	0,00	-0,08	0,00	0,78	0,00
OSN	-0,35	0,00	-1,95	0,00	0,85	0,00	-0,31	0,00	0,81	0,00
GOGL	-0,44	0,00	-0,85	0,00	0,30	0,00	-0,01	0,70	0,94	0,00
OCLS	-0,53	0,00	-0,95	0,00	0,46	0,00	-0,01	0,65	0,93	0,00
CDTI	-0,29	0,00	-0,78	0,00	0,34	0,00	0,06	0,00	0,94	0,00
CCCL	-0,59	0,00	-1,38	0,00	0,53	0,00	-0,01	0,65	0,86	0,00
ATOS	-0,74	0,00	-0,65	0,00	0,47	0,00	-0,19	0,00	0,96	0,00
GNK	-0,27	0,00	-3,44	0,00	1,13	0,00	-0,13	0,00	0,68	0,00
HTZ	-0,01	0,00	-9,89	0,00	1,68	0,00	1,36	0,00	0,26	0,00
SCON	-0,39	0,00	-1,63	0,00	0,43	0,00	0,03	0,18	0,84	0,00
DCTH	-0,38	0,00	-1,55	0,00	0,56	0,00	0,09	0,00	0,86	0,00
CGG	-0,66	0,00	-2,66	0,19	0,39	0,14	-0,15	0,54	0,70	0,00
SAEX	-0,47	0,00	-0,83	0,00	0,29	0,00	0,00	0,81	0,92	0,00
LKFN	-0,25	0,00	-2,84	0,00	0,68	0,00	0,02	0,06	0,82	0,00
GENC	-0,40	0,00	-1,30	0,00	0,41	0,00	0,03	0,08	0,91	0,00
CHD	0,03	0,11	-1,13	0,00	0,36	0,00	0,02	0,08	0,94	0,00
VSEC	-0,43	0,00	-1,51	0,00	0,66	0,00	0,09	0,03	0,88	0,00
SSNC	0,00	0,74	-0,86	0,00	0,41	0,00	-0,04	0,00	0,96	0,00
CORE	-0,19	0,00	-0,53	0,00	0,36	0,00	0,00	0,80	0,98	0,00
Prom total	-0,37	0,03	-1,99	0,01	0,56	0,00	0,01	0,22	0,82	0,03
% casos significativos	90,9%		97%		97%		48%		97%	

Figura 6: Coeficientes y su probabilidad bajo el estadístico Z para MA(1) EGARCH (1,1) para el período completo de cada una de las compañías.

Compañía	MA(1) Prob. MA	ω Prob. ω	α Prob. α	γ Prob. γ	β Prob. β	Compañía	MA(1) Prob. MA	ω Prob. ω	α Prob. α	γ Prob. γ	β Prob. β	
EMMS	Pre	-0,70 0,000	-0,82 0,00	0,47 0,01	0,02 0,87 0,94 0,00	VMEN	Pre	-0,18 0,01	-3,10 0,00	0,68 0,00	-0,09 0,12	0,73 0,00
	Split	-0,25 0,003	-1,13 0,00	0,59 0,00	0,04 0,46 0,91 0,00		Split	0,91 0,00	-6,32 0,00	1,08 0,00	-0,34 0,00	0,42 0,00
	Post	-0,11 0,08	-1,31 0,00	0,39 0,00	0,04 0,41 0,89 0,00		Post	0,79 0,61	-2,07 0,00	0,46 0,00	0,12 0,19	0,82 0,00
LTBR	Pre	-0,45 0,00	-1,85 0,00	0,42 0,00	0,13 0,01 0,82 0,00	ACLS	Pre	-0,51 0,00	-2,387 0,00	0,61 0,00	0,03 0,004	0,83 0,00
	Split	-0,55 0,00	-1,39 0,00	0,85 0,00	-0,09 0,07 0,90 0,00		Split	-0,27 0,00	-1,042 0,00	0,32 0,00	0,05 0,000	0,93 0,00
	Post	-0,50 0,00	-2,42 0,00	0,80 0,00	-0,24 0,00 0,79 0,00		Post	-0,25 0,00	-2,201 0,00	0,50 0,00	0,03 0,20	0,85 0,00
OSN	Pre	-0,37 0,00	-1,51 0,00	0,79 0,00	-0,76 0,00 0,87 0,00	OREX	Pre	-0,43 0,00	-0,99 0,00	0,50 0,00	-0,10 0,00	0,94 0,00
	Split	-0,46 0,00	-1,59 0,00	0,66 0,00	0,00 0,99 -0,98 0,00		Split	-0,26 0,00	-0,54 0,00	0,35 0,00	-0,08 0,00	0,97 0,00
	Post	-0,58 0,00	-1,50 0,00	-1,03 0,00	-0,29 0,31 0,67 0,00		Post	-0,19 0,00	-1,18 0,00	0,36 0,00	0,05 0,02	0,92 0,00
GOGL	Pre	-0,74 0,00	-0,64 0,00	0,07 0,00	0,38 0,000 0,94 0,00	CLBS	Pre	-0,53 0,00	-1,39 0,00	0,62 0,00	0,03 0,57	0,89 0,00
	Split	-0,36 0,00	-0,38 0,00	0,33 0,00	-0,13 0,001 0,99 0,00		Split	-0,14 0,06	-0,79 0,00	0,60 0,00	-0,08 0,06	0,95 0,00
	Post	-0,21 0,01	-5,42 0,01	0,51 0,00	-0,12 0,14 0,51 0,01		Post	-0,33 0,00	-0,57 0,00	0,38 0,00	-0,07 0,13	0,97 0,00
OCLS	Pre	-0,59 0,00	-0,66 0,00	0,36 0,00	-0,01 0,76 0,96 0,00	ATEC	Pre	-0,42 0,00	-0,22 0,03	0,25 0,02	0,09 0,22	0,74 0,00
	Split	-0,53 0,00	-1,12 0,00	0,65 0,00	-0,08 0,10 0,92 0,00		Split	-0,48 0,00	-1,39 0,00	0,52 0,00	0,04 0,49	0,87 0,00
	Post	-0,38 0,00	-1,01 0,00	0,27 0,00	0,06 0,16 0,91 0,00		Post	-0,23 0,00	-17,21 0,00	0,37 0,00	0,00 0,81	-0,89 0,00
CDTI	Pre	-0,67 0,00	-1,06 0,00	0,30 0,00	-0,04 0,29 0,91 0,00	CVO	Pre	-0,6 0,00	-0,8 0,03	0,1 0,00	0,05 0,11	0,9 0,00
	Split	-0,21 0,00	-0,77 0,00	0,53 0,00	0,08 0,00 0,95 0,00		Split	-0,7 0,00	-1,4 0,00	0,4 0,00	-0,04 0,40	0,9 0,00
	Post	-0,20 0,00	-0,46 0,00	0,30 0,00	0,02 0,38 0,97 0,00		Post	-0,4 0,00	-8,2 0,00	1,0 0,00	0,3 0,00	0,04 0,65
CCCL	Pre	-0,36 0,00	-0,09 0,017	-0,32 0,00	-0,39 0,00 0,96 0,00	CNET	Pre	-1,0 0,00	-8,56 0,00	1,82 0,00	-0,8 0,00	-0,03 0,79
	Split	-0,62 0,00	-1,52 0,000	0,68 0,00	0,07 0,23 0,84 0,00		Split	-0,4 0,00	-1,16 0,00	0,60 0,00	-0,02 0,64	0,90 0,00
	Post	-0,47 0,00	0,06 0,06	-0,14 0,00	-0,21 0,00 1,00 0,00		Post	-0,5 0,00	-4,99 0,17	0,41 0,20	-0,08 0,61	0,43 0,30
ATOS	Pre	-0,77 0,000	-1,77 0,08	0,39 0,03	0,26 0,04 0,82 0,00	RIJE	Pre	-0,15 0,39	-3,0 0,05	0,47 0,25	-0,25 0,44	0,7 0,00
	Split	-0,41 0,000	-0,32 0,00	0,24 0,00	0,06 0,02 0,98 0,00		Split	-0,28 0,11	-2,67 0,57	0,31 0,38	0,01 0,94	0,55 0,52
	Post	0,02 0,34	-4,69 0,00	-0,46 0,00	-0,32 0,00 0,41 0,00		Post	-0,96 0,16	-3,56 0,08	0,84 0,23	-0,64 0,18	0,52 0,15
GNK	Pre	-0,40 0,000	-6,52 0,00	1,25 0,00	-0,33 0,00 0,36 0,00	EMITF	Pre	-0,9 0,00	-1,2 0,00	0,94 0,050	-0,43 0,10	-0,41 0,07
	Split	-0,26 0,007	-1,03 0,00	0,53 0,00	0,01 0,88 0,91 0,00		Split	-0,5 0,00	-2,12 0,10	0,52 0,002	0,06 0,60	0,76 0,00
	Post	0,04 0,77	-5,94 0,00	0,57 0,01	-0,10 0,57 0,40 0,01		Post	-1,0 0,00	-6,01 0,40	0,07 0,93	0,32 0,50	0,33 0,67
HTZ	Pre	0,58 0,004	-9,06 0,19	1,42 0,42	0,62 0,69 -0,03 0,98	OSN	Pre	-0,37 0,00	-1,51 0,00	0,79 0,00	-0,8 0,00	0,87 0,00
	Split	-0,48 0,000	-9,20 0,00	2,33 0,00	0,50 0,00 0,37 0,00		Split	-0,34 0,22	-1,66 0,02	0,70 0,00	-0,04 0,80	0,83 0,00
	Post	-0,02 0,37	-0,48 0,00	0,31 0,00	-0,06 0,00 0,98 0,00		Post	-0,62 0,00	-1,26 0,00	-1,08 0,00	-0,28 0,39	0,70 0,00
SCON	Pre	-0,65 0,00	-0,92 0,00	0,33 0,00	0,01 0,82 0,92 0,00	DRAM	Pre	-0,58 0,00	-0,77 0,00	0,33 0,00	0,01 0,69	0,94 0,00
	Split	-0,33 0,00	-3,41 0,00	0,78 0,00	0,19 0,01 0,62 0,00		Split	-0,36 0,00	-1,41 0,00	0,61 0,00	-0,01 0,89	0,87 0,00
	Post	-0,19 0,00	-1,02 0,00	0,21 0,00	-0,18 0,00 0,90 0,00		Post	-0,35 0,00	-0,91 0,00	0,41 0,00	-0,01 0,84	0,93 0,00
DCTH	Pre	-0,72 0,00	-1,74 0,01	0,37 0,01	0,02 0,76 0,83 0,00	DRYS	Pre	-0,44 0,00	-0,70 0,00	0,39 0,00	0,01 0,47	0,95 0,00
	Split	-0,52 0,00	-1,69 0,00	0,85 0,00	0,16 0,00 0,87 0,00		Split	-0,50 0,00	-1,00 0,00	0,49 0,00	-0,05 0,02	0,94 0,00
	Post	-0,17 0,00	-0,51 0,00	0,32 0,00	0,03 0,36 0,97 0,00		Post	-0,37 0,00	-2,10 0,00	0,42 0,00	-0,03 0,30	0,83 0,00
CGG	Pre	-0,29 0,07	-8,94 0,04	-0,37 0,32	-0,53 0,10 -0,12 0,82	SMSI	Pre	-0,44 0,000	-0,09 0,07	-0,13 0,01	0,00 0,96	0,97 0,000
	Split	-0,01 0,20	-1,07 0,00	-2,32 0,00	1,90 0,00 -0,50 0,00		Split	-0,43 0,000	-1,87 0,00	0,61 0,00	0,24 0,00	0,82 0,000
	Post	-0,8 0,00	-1,08 0,00	1,69 0,00	0,35 0,39 -0,10 0,81		Post	-0,19 0,14	-5,83 0,01	0,87 0,00	-0,11 0,14	0,41 0,08
SAEX	Pre	-0,73 0,00	-0,78 0,00	0,28 0,00	0,00 0,89 0,93 0,00		Pre	-0,30 0,00	-0,74 0,00	0,30 0,00	0,08 0,01	0,93 0,00
	Split	-0,30 0,00	-0,74 0,00	0,30 0,00	0,08 0,01 0,93 0,00		Split	-0,30 0,00	-0,74 0,00	0,30 0,00	0,08 0,01 0,93 0,00	
	Post	-0,15 0,04	-2,88 0,00	0,45 0,00	0,15 0,06 0,65 0,00		Post	-0,15 0,04	-2,88 0,00	0,45 0,00	0,15 0,06 0,65 0,00	

Figura 7: Casos de *splits*. Coeficientes y su probabilidad bajo el estadístico Z para MA(1) EGARCH (1,1) en los periodos *pre-split*, *split* y *post-split*.

		MA(1)	Prob. MA	ω	Prob. ω	α	Prob. α	Υ	Prob. Υ	β	Prob. β
LKFN	Pre	-0,16	0,01	-2,12	0,00	0,58	0,00	0,01	0,84	0,87	0,00
	Split	-0,23	0,00	-5,24	0,00	0,92	0,00	0,13	0,00	0,64	0,00
	Post	-0,29	0,00	-2,05	0,00	0,33	0,00	-0,09	0,00	0,87	0,00
GENC	Pre	-0,33	0,00	-0,99	0,00	0,44	0,00	0,09	0,11	0,94	0,00
	Split	-0,14	0,02	-4,66	0,00	0,46	0,00	-0,29	0,00	0,60	0,00
	Post	-0,47	0,00	-1,34	0,00	0,34	0,00	0,01	0,82	0,90	0,00
CHD	Pre	0,02	0,58	-0,85	0,00	0,33	0,00	0,04	0,05	0,96	0,00
	Split	-0,03	0,47	-1,08	0,00	0,36	0,00	-0,06	0,00	0,95	0,00
	Post	0,1	0,00	-1,09	0,00	0,32	0,00	0,06	0,00	0,94	0,00
VSEC	Pre	0,13	0,27	-7,00	0,000	1,28	0,00	0,36	0,02	0,33	0,02
	Split	-0,70	0,00	-2,64	0,000	0,79	0,00	0,00	0,99	0,76	0,00
	Post	-0,65	0,00	-1,41	0,08	0,52	0,01	0,32	0,00	0,90	0,00
SSNC	Pre	-0,06	0,05	-0,43	0,00	0,30	0,00	0,00	0,94	0,99	0,00
	Split	-0,02	0,54	-0,79	0,00	0,45	0,00	0,04	0,00	0,97	0,00
	Post	0,1	0,00	-0,71	0,00	0,33	0,00	-0,16	0,00	0,97	0,00
CORE	Pre	-0,25	0,00	-1,18	0,00	0,40	0,00	0,10	0,00	0,93	0,00
	Split	-0,24	0,00	-0,26	0,00	0,31	0,00	-0,05	0,00	1,00	0,00
	Post	-0,09	0,00	-0,67	0,00	0,34	0,00	-0,06	0,00	0,97	0,00

Figura 8: Casos de *reverse splits*. Coeficientes y su probabilidad bajo el estadístico Z para MA(1) EGARCH (1,1) en los períodos *pre-split*, *split* y *post-split*.

Totales %	MA(1)	ω	α	Υ	β
pre	88%	91%	94%	39%	88%
split	88%	97%	100%	58%	100%
post	88%	88%	94%	39%	85%

Figura 9: Porcentaje de parámetros significativos al 5%.

período de *split* fue mayor que la media calculada para el total de la serie. Valores muy similares se observan cuando se evalúa la media calculada con el modelo EGARCH en cada uno de los períodos y respecto del EGARCH total. En cuanto al cálculo del error del modelo sugerido, los datos muestran que también se incrementa el error en el período del *split* y éste disminuye en el período posterior al *split* en un 79 % de los casos. Asimismo, en un 64 % de los casos estudiados el mayor valor del error de cada serie se observa en el período de *split*.

Media EGARCH total			
	Incrementos Split (split-pre)	Dismunicaciones post (post-split)	Incrementos total split (split-total)
Resultados Porcentuales	61%	79%	67%
Media EGARCH por etapas y total			
	Incrementos Split (split-pre)	Dismunicaciones post (post-split)	Incrementos total split (split-total)
Resultados Porcentuales	61%	79%	64%
Errores del modelo			
	Incrementos Split (split-pre)	Dismunicaciones post (post-split)	Incrementos total split (split-total)
Resultados Porcentuales	61%	79%	64%

Figura 10: Porcentaje de variaciones para la media del EGARCH total, del EGARCH por etapas y total, y RCEM

6. Conclusiones

Del estudio de los modelos presentados en este trabajo, se arribó a las siguientes conclusiones:

- La volatilidad y los *shocks* son fenómenos no observables que pueden modelarse de varias formas. Los modelos de alta frecuencia, donde hay observaciones intradiarias, mejoran la significatividad estadística de los modelos al captar mejor la dinámica.
- El *split* tiene un efecto localizado en la volatilidad que no se mantiene en el tiempo. El valor de la volatilidad se incrementa ante el evento

del *split* pero ocurre principalmente en un intervalo de tiempo pequeño (i.e. de 2 a 5 días).

- Los modelos que contienen datos de alta frecuencia permiten captar mejor los efectos de la volatilidad en los momentos de *split* y *reverse split* que aquellos de menor frecuencia ya que, al tratarse de un fenómeno espontáneo, el uso de datos intradiarios permite separar el efecto de tendencia de la volatilidad propia de la serie, de aquel que corresponde al fraccionamiento de acciones.
- El modelo que calcula una volatilidad constante diaria para cada día a partir de datos intradiarios, puede captar un aumento en el valor de la volatilidad pero resulta poco efectivo para establecer un patrón de comportamiento de esos incrementos.
- No existe suficiente evidencia estadística para afirmar que la intensidad o bien, el grado de variación de la volatilidad en el momento del *split* está relacionado de forma sistémica, lineal o causal con el factor de fraccionamiento.
- Los estimadores de la volatilidad por rangos *HLS*, *VP* y *VGK* también mostraron que el efecto del *split* en el aumento de la volatilidad es localizado y muy próximo a la fecha de ejecución. Los valores obtenidos del incremento de la varianza de la volatilidad resultaron estadísticamente significativos para aseverar que el efecto del fraccionamiento de acciones es más significativo en la varianza de la volatilidad que en su nivel.
- Los parámetros del modelo EGARCH resultan estadísticamente significativos para modelar varianza heterocedástica de los retornos intradiarios. El modelo EGARCH logra captar que el valor de la volatilidad es mayor en el intervalo $[-1, 1]$ que en intervalos de más días.
- El coeficiente de asimetría del modelo EGARCH, que capta los *clusters* de volatilidad, resulta más significativo en el modelo ajustado para el intervalo $[-1, 1]$ que cuando se calibra para intervalos de más días. Es decir, cuando se producen *splits* el valor de la varianza condicional es mayor ante *shock* negativos que ante positivos.
- Los test no paramétricos resultaron más apropiados para los valores realizados que los tests conocidos T, F y Z ya que no se cumple la hipótesis de normalidad de los retornos.

- Los resultados arribados en este trabajo no fueron divergentes al tratarse de fenómenos de *splits* o de *reverse split*.



Universidad de
San Andrés

Bibliografía

- [1] ALATON, P., DJEHICHE, B. Y STILLBERGER, D., *On Modelling and Pricing Weather Derivatives*, Stockholm, 2002.
- [2] BLACK, F. y SCHOLES, M., *Noise*, *Journal of Finance*, 41, págs. 529-543, 1986.
- [3] BLACK, F., *The pricing of options and corporate liabilities*, *Journal of Political Economy*, 81, págs. 637-654, 1960.
- [4] BOLLERSLEV, T., *Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity*, *Journal of Econometrics*, 31, págs. 307-327, 1986.
- [5] CHEN, C. y WU, C., *Small trades and volatility increases after stock splits*, *International Review of Economic and Finance*, Elsevier, 18(4), págs. 92-610, 2009.
- [6] ANDERSON, D. W. K., BOLLERSLEV T. y DAS T., *Variance ratio statistics and high frequency data: Testing for changes in intraday volatility pattern*, *Journal of Finance*, 56, págs. 306-327, 2001.
- [7] DRAVID, R.A., *The behavior of returns around ex-dates for splits and stock dividends*, Working Paper, Stanford University, 1984.
- [8] DRAVID, R.A., *A note of the behavior of stock splits on the bid-ask spread*, *Journal of Finance*, 42, págs. 163-168, 1987.
- [9] DUBOFSKY, D. A., *Volatility increase subsequent to NYSE and AMEX stock splits*, *Journal of Finance*, 46, págs. 421-431, 1991.
- [10] ENGLE, R. y PATTON, A. G., *What Good Is a Volatility Model?*, *Quantitative Finance*, Elsevier, 1, págs. 237-245, 2001.
- [11] ENGLE, R., LILIEN, D. y ROBINS, R., *Estimation of time varying risk premia in the term structure: the ARCH-M model*, *Econometrica*, 55, págs. 391-407, 1987.
- [12] ENGLE, R., *Autoregressive conditional heteroscedasticity with estimates of the variance of United Kingdom inflation*, *Econometrica*, 50, págs. 987-1007, 1982.
- [13] FRENCH, R. y ROLL, R., *Stock Return Variances. The arrival of Information and the Reaction of Traders*, *Journal of Financial Economics*, 17, págs. 5-26, 1986.

- [14] GLOSTEN, L. R., JAGANNATHAN, R. y RUNKLE, D. E. , *On the relation between the expected value and the volatility of the nominal excess returns on stocks*, *Journal of Finance*, 48, págs. 779-801, 1993.
- [15] GRINBLATT, M., MASULIS, R. W. y TITMAN, S., *The valuation effects of stock splits and stock dividends*, *Journal of Financial Economics*, 13, págs. 97-112, 1984.
- [16] HASBROUCK, J., *Empirical market microstructure: The institutions, economics and econometrics of securities trading*, Oxford University Press, Oxford, 2007.
- [17] HWANG, S. y SATCHELL, S., *Modelling Emerging Market Risk Premia Using Higher Moments*. University of Cambridge, 1999.
- [18] KAHNEMAN, D. y TVERSKY, A. *Advances in prospect theory: Cumulative representation of uncertainty*, *Journal of Risk and Uncertainty*, 5, págs. 297-323, 1992.
- [19] KAHNEMAN, D. y TVERSKY, A., *Prospect Theory: An Analysis of Decision under Risk*, *Econometrica*, 47, págs. 263-292, 1979.
- [20] GARMAN, M. y KLASS, M., *On the estimation of security price volatility from historical data*, *Journal of Business*, 53, págs. 67-78, 1980.
- [21] KOSKI, J. L., *Measurement effects and the variance of returns after stock splits and stock dividends*, *Review of Financial Studies*, págs. 43-162, 1998.
- [22] LIM, T. y VIJH, A. *The bid-ask spread and the ex-date behavior of stock splits: An investigation using transactions data*, Working Paper. Graduate School of Business, University of California, Berkeley, 1986.
- [23] MCNICHOLS, M. y DRAVID, A., *Stock Dividends, Stock Splits, and Signaling*, *The Journal of Finance*, 45, págs. 857-879, 1990.
- [24] MERTON, R. C., *On the Pricing of Corporate Debt: the Risk Structure of Interest Rates*, *The Journal of Finance*, 1974.
- [25] NELSON, D. B. y DRAVID, A., *Conditional heteroscedasticity in asset returns: a new approach*, *Econometrica*, 49, págs. 47-70, 1991.
- [26] OHLSON, A. J. y PENMAN, S. H., *Variance Increases Subsequent to Stock Splits: An Empirical Aberration*. Working Paper, Graduate School of Business, Columbia University, 1983.

- [27] OHLSON, A. J. y PENMAN, S. H., *Volatility increases subsequent to stock splits: An empirical aberration*, *Journal of Financial Economics*, 14, págs. 251-266, 1985.
- [28] ROLL, R., *A simple implicit measure of the bid/ask spread in an efficient market*, *Journal of Finance*, 39, págs. 1127-1139, 1984.
- [29] ROLL, R., *An analytic valuation formula for unprotected American call options on stocks with known dividends*, *Journal of Financial Economics*, 5, págs. 251-258, 1977.
- [30] PARKINSON, M., *The extreme value method for estimating the variance of the rate of return*, *Journal of Business*, 53, págs. 51-61, 1980.
- [31] SCHWERT, G. W., *Why Does Stock Market Volatility Change Over Time?*, *The Journal of Finance*, 44, págs. 1115-1153, 1989.
- [32] SHILLER, R. J., *Do Stock Prices Move Too Much to be justified by Subsequent Changes in Dividends?*, *American Economic Review*, 71, págs. 421-36, 1981.
- [33] YAHOO FINANCE, <http://finance.yahoo.com/>