Influencia del Brexit en los índices bursátiles europeos

García-Centeno, Mª del Carmen (garcen@ceu.es)
[1] Rodríguez-Sánchez, Sonia (sonia.rodriguezsanchez@ceu.es)
Aguirre Arrabal, Cristina (aguiarr@ceu.es)

Departamento de Matemática Aplicada y Estadística
[1] *Doctoranda Escuela CEINDO. Programa Derecho y Economía*
Universidad CEU San Pablo

RESUMEN

Los índices bursátiles tienen peculiares características que los diferencian del resto de las variables económico-financieras. El objetivo de este trabajo va a ser doble, por un lado, se analizarán los principales hechos estilizados que caracterizan estos índices y, por otro, se estudiará la volatilidad de los mercados europeos, entendiendo la volatilidad como una medida de riesgo, y cómo ésta se está viendo afectada por la salida de Reino Unido de la Unión Europa, popularmente conocido como Brexit.

El Brexit es un fenómeno que puede afectar a la Unión Europea en todos los ámbitos económicos y financieros. En el presente trabajo trataremos de estimar cómo se están viendo afectados los principales mercados europeos frente al Brexit y si la influencia de este fenómeno es mayor en el índice bursátil británico, FTSE, que en el resto de los índices europeos más representativos.

ABSTRACT

The stock indices have peculiar characteristics that differentiate them from the rest of the economic-financial variables. The aim of this paper is going to be twofold. One is to analyze the main stylized facts that characterize these indices. Another, the volatility of the European markets are going to be studied, understanding the volatility as a risk measure, and how these are being affected by the departure of the United Kingdom from the European Union, popularly known as Brexit.

Brexit is a phenomenon that can affect the European Union in all economic and financial fields. In this paper, we will try to estimate how Brexit affects the main European markets and if the influence of this phenomenon is greater in the British stock index, FTSE, than in the rest of the most representative European indexes.

***Palabras claves*:**
Brexit; Volatilidad estocástica; efecto leverage; heteroscedasticidad condicional.

***Keywords*:**
Brexit; Stochastic Volatility; Leverage effect; Conditional heteroskedasticity.

***Área temática*:** A4 Matemáticas financieras y actuariales

1. INTRODUCCIÓN

La salida del Reino Unido de la Unión Europea, comúnmente abreviada como Brexit (acrónimo de las palabras inglesas *Britain* y *exit*), es un proceso político en curso que persigue el abandono por parte del Reino Unido de la Unión Europea.

El 23 de junio de 2016 se celebra en el Reino Unido un referéndum sobre su pertenencia o no a la Unión Europea (UE), que resulta a favor de los partidarios en abandonar la Unión Europea. Así, tras la aprobación por parte del Parlamento británico, el 29 de marzo de 2017, el Reino Unido informa al Consejo Europeo de su intención de salir de la Unión.

El proyecto al que se somete Reino Unido con la Unión Europea se compone de seis etapas en los que se habla sobre los derechos de sus ciudadanos, productos introducidos en el país con fecha previa a la separación, protocolo sobre Irlanda e Irlanda del Norte, liquidación financiera y cuestiones transitorias, por último, se le concede un periodo de dos años para una efectiva salida.

El acuerdo de separación, según el artículo 50 del Tratado de la Unión Europea, debe ser aprobado por el Consejo, el Parlamento Europeo y Reino Unido. Si todo esto se consigue, Reino Unido abandonará la UE el año 2019.

Como consecuencia de la victoria del Brexit se produjo una caída hasta mínimos históricos en el rendimiento de los bonos británicos; además, también se desplomó la libra esterlina y empezaron a surgir diferentes reacciones económicas y políticas.

En este sentido, en este trabajo, se va a analizar si la volatilidad de diferentes índices bursátiles europeos, tales como, el FTSEMIB, el DAX, el CAC, el IBEX y el EUROSTOXX (SX5E), se ha visto afectada por el Brexit o no. Además, también se estudiará si el efecto sufrido en el FTSE es estadísticamente diferente o no al resto de los índices analizados.

Para ello, antes de estimar la volatilidad, se detallarán los principales hechos estilizados que se producen en los cambios de los precios de cierre de los diferentes índices de las principales bolsas europeas. Los datos utilizados son los precios diarios de cierre de los diferentes índices desde el 2 de enero del año 2000 hasta el 15 de marzo de 2019.

La importancia de la volatilidad radica en el hecho de ser una variable utilizada para medir la incertidumbre y, por lo tanto, el riesgo en los mercados financieros. Sin embargo, es importante tener en cuenta que la volatilidad no es observable y hay que estimarla.

Para estimar la volatilidad, en este caso, se utilizarán modelos de volatilidad estocástica simétrica como el ARSV (modelo autorregresivo de volatilidad estocástica) y el TA-ARSV (modelo autorregresivo asimétrico por umbrales de volatilidad estocástica). De esta forma, tras analizar las principales características de los rendimientos de los índices bursátiles en la sección 2, en la siguiente sección, se plantearán los modelos de volatilidad utilizados para explicar su comportamiento en el periodo objeto de estudio. En la sección 4 se estimarán los modelos y se estudiará cuál de ellos es más adecuado para explicar la dinámica de la volatilidad de los rendimientos de los índices bursátiles. Posteriormente en la sección 5, se analizarán dos hechos, por un lado, si la volatilidad ha sido mayor o no en el periodo de crisis y, por otro lado, si el Brexit ha afectado a la volatilidad de todos los índices y en el caso de que así sea, si el efecto provocado es el mismo para todos los índices o existen diferencias entre ellos. Finalmente, se ofrecen las principales conclusiones.

2. CARACTERÍSTICAS DE LA SERIE DE RENDIMIENTOS DE LOS ÍNDICES BURSÁTILES

La serie de rendimientos se caracteriza por tener un comportamiento diferente del resto de series. Por esta razón, es necesario analizar estas características con el fin de poder determinar cuál es el modelo que mejor explica su dinámica. Existen diferentes trabajos que han estudiado las principales características o hechos estilizados, entre ellos podemos citar a Engle y Bollerslev (1986), Granger et al. (2000), He et al. (2002); Carnero et al. (2004); Kim y White (2004); Teräsvirta y Zhao (2007); He et al. (2008); Malmsten y Teräsvirta, (2010).

Los rendimientos de los cinco índices bursátiles objeto de estudio en este trabajo, se calculan como la variación del logaritmo de su precio de cierre entre dos días consecutivos de mercado, o lo que es lo mismo la primera diferencia regular del logaritmo, multiplicado por cien. Así, el rendimiento diario de los índices bursátiles para el día *t* se calcula del siguiente modo:

$$y_t = 100\left(\log\left(p_t\right) - \log\left(p_{t-1}\right)\right)$$

donde, y_t representa el rendimiento diario de cada índice y p_t es el precio de cierre en el día *t*.

Si se observa la serie original del precio de cierre de los índices bursátiles se comprueba que no es estacionaria. Por esta razón, será necesario transformarla. Esta serie transformada es lo que se conoce como *rendimientos*. Para comprobar que los índices bursátiles no son estacionarios, se puede realizar el contraste de Dickey-Füller de contraste de raíces unitarias. Los resultados de la prueba muestran que ninguno de los precios de cierre de estos índices son estacionarios, ya que, no se puede rechazar la hipótesis nula (existencia de una raíz unitaria y, por lo tanto, no son estacionarios) tanto para un nivel de significación del 5% como del 1%, véase la tabla 1. Esto implica que no es correcto modelizar la serie original de los índices, sino que lo adecuado es trabajar con la serie de rendimientos.

Tabla 1: Prueba Dickey-Fuller para los precios de los diferentes índices.

Índice	D-lag	t-adf	beta Y_1	sigma	t-DY_lag	t-prob	AIC	F-prob
CAC	2	-0.7482	0.9964	83.02	-1.777	0.0762	8.846	
	1	-0.8632	0.9958	83.20	-0.7716	0.4407	8.849	0.0762
	0	-0.9156	0.9956	83.17			8.846	0.1540
IBEX	2	-1.071	0.9945	153.8	-1.463	0.1440	10.08	
	1	-1.163	0.9941	154.0	-0.4906	0.6240	10.08	0.1440
	0	-1.196	0.9939	153.9			10.08	0.3047
DAX	2	-1.069	0.9950	98.22	-0.1660	0.8682	9.183	
	1	-1.081	0.9950	98.12	-0.7846	0.4331	9.178	0.8682
	0	-1.123	0.9948	98.08			9.176	0.7256
SX5E	2	-0.9106	0.9956	67.30	-0.6010	0.5482	8.426	
	1	-0.9529	0.9954	67.25	-1.288	0.1984	8.423	0.5482
	0	-1.034	0.9950	67.30			8.422	0.3655
FTSEMIB	2	-0.5100	0.99777	584.7	-0.7813	0.4350	12.75	
	1	-0.5634	0.99755	584.5	-1.160	0.2467	12.75	0.4350
	0	-0.6433	0.99720	584.7			12.75	0.3771

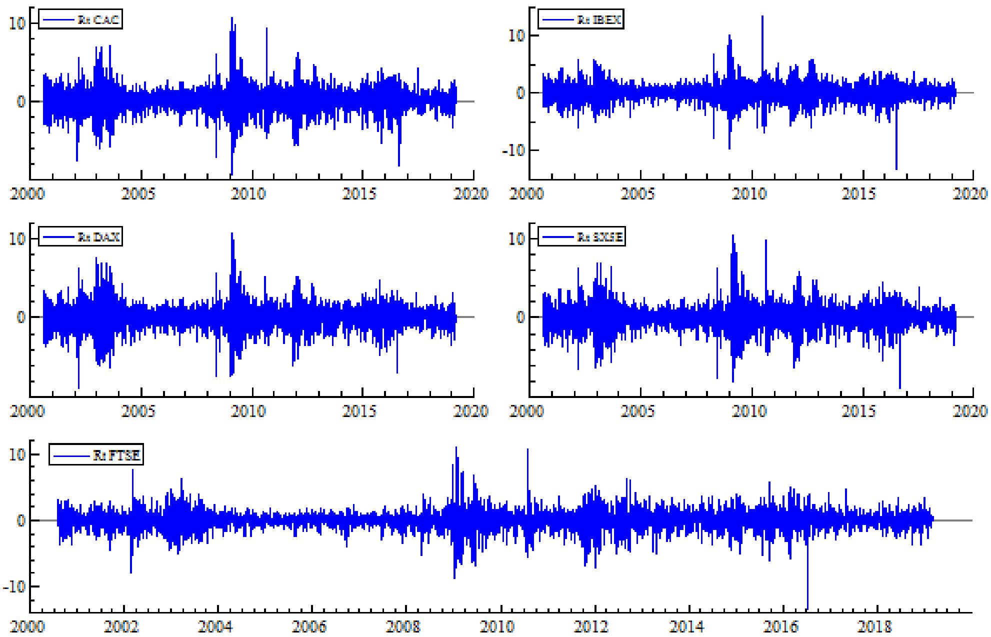
ADF tests (5%=-2.87 1%=-3.45).

Fuente: Elaboración propia a partir de Oxmetrics.

Con el fin de analizar los principales hechos estilizados de los rendimientos se va a realizar un análisis descriptivo de las series diarias[1] de las diferencias del logaritmo, multiplicadas por 100, del precio de cierre de los diferentes índices bursátiles.

En primer lugar, se realizará un gráfico de la serie de rendimientos para determinar alguna de sus principales características. De este modo, si se observa el gráfico 1, se comprueba que existen rachas, agrupamiento o *clusters* de volatilidad, ya que, se produce una alternancia entre momentos que tienen una volatilidad menor con otros en los que la volatilidad es más elevada. Por este motivo, la varianza condicional no se va a mantener constante, lo que implica la necesidad de plantear un modelo que refleje esta dependencia de la varianza. Sin embargo, aunque la varianza condicional no es constante, se observa que la media sí lo es (en este caso es estadísticamente nula).

Gráfico 1. Rendimientos del CAC, IBEX, DAX, SX5E, FTSE (2000-2019).

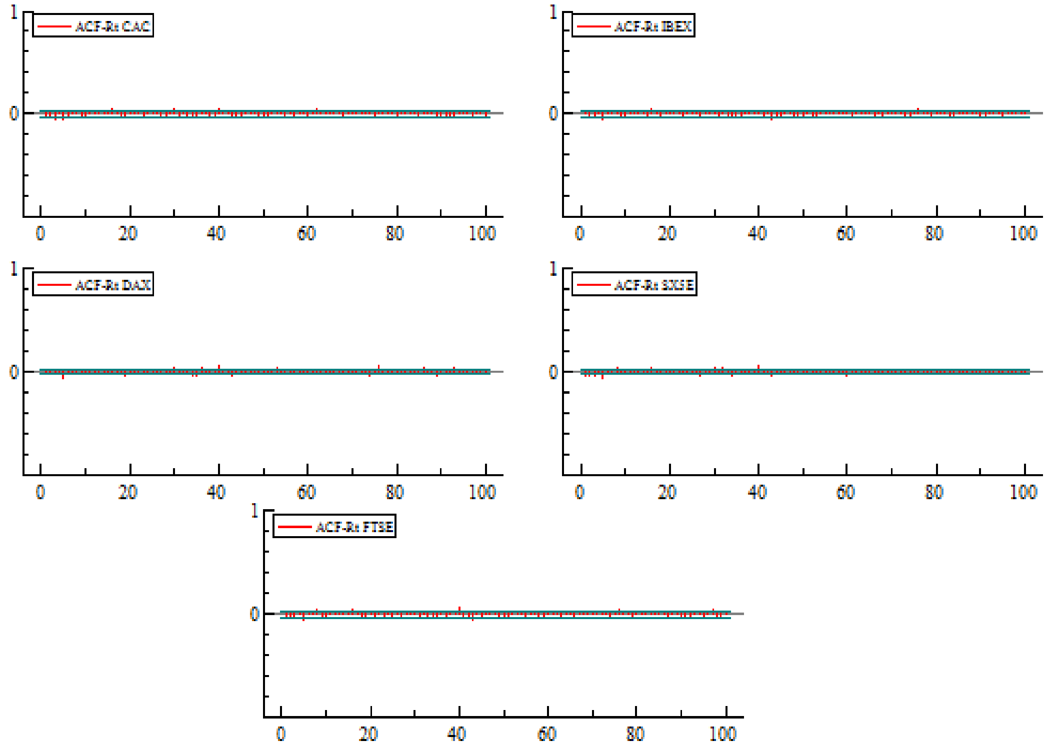


Fuente: Elaboración propia a partir de Bloomberg.

[1] La fuente de la que se han obtenido todos los datos es Bloomberg.

Por otro lado, se va a analizar las funciones de autocorrelación de los rendimientos para comprobar si los rendimientos están incorrelacionados o no. En el gráfico 2, se ofrecen estas funciones de autocorrelación simples (ACF) para cada uno de los cinco índices. Según estas funciones, se puede observar que sus coeficientes son estadísticamente nulos, lo que implica que están incorrelacionados y, por lo tanto, no existe una estructura en la media. Por lo tanto, los modelos ARIMA tradicionales no se podrían utilizar para modelizar el comportamiento de este tipo de series.

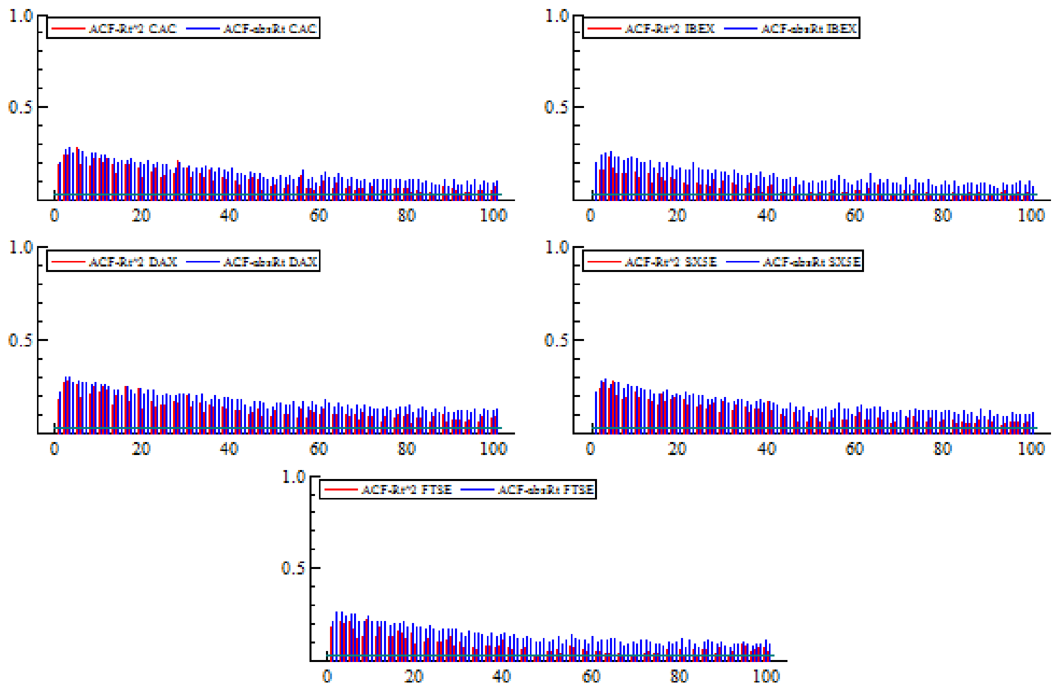
Gráfico 2. ACF de los rendimientos del CAC, IBEX, DAX, SX5E, FTSE.



Fuente: Elaboración propia a partir de Bloomberg.

Sin embargo, aunque estén incorrelacionados no tienen por qué ser independientes. Ya que, si se utiliza alguna transformación no lineal de los rendimientos, como pueden ser, por ejemplo, su cuadrado o su valor absoluto, se puede observar que están positivamente correlacionados, véase gráfico 3.

Gráfico 3. ACF de los rendimientos al cuadrado y valor absoluto del CAC, IBEX, DAX, SX5E, FTSE.

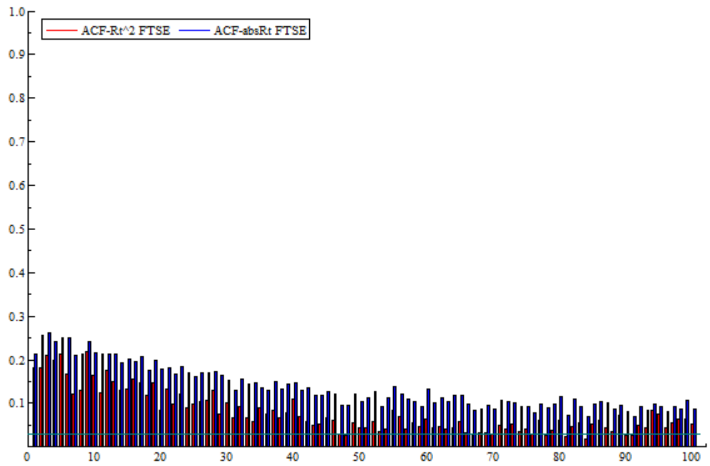


Fuente: Elaboración propia a partir de Bloomberg.

Otras dos características que también se pueden observar en este gráfico 3, son la memoria larga y la persistencia de la volatilidad. La primera, implica que las correlaciones muestrales de los rendimientos al cuadrado y de sus valores absolutos para un orden elevado (como por ejemplo el orden 100) son significativas. La segunda, implica que, debido a la existencia de *clusters* en la volatilidad, las correlaciones no suelen ser muy grandes, son positivas y van decreciendo de forma lenta hacia cero.

Además, existe otra característica que se conoce como el efecto Taylor, que suele producirse en las series de rendimientos. El efecto Taylor establece que los coeficientes de correlación de los rendimientos en valor absoluto son mayores que los de los rendimientos al cuadrado. En este caso, se produce en todos los índices objeto de estudio. A modo de ejemplo, utilizaremos el índice FTSE en el gráfico 4 siguiente:

Gráfico 4. Efecto Taylor en los rendimientos del FTSE. Periodo muestral 2000-2019.



Fuente: Elaboración propia a partir de Bloomberg.

Por otro lado, las distribuciones marginales de las series de rendimientos suelen ser asimétricas y leptocúrticas. Estas características se pueden observar bien gráficamente, analizando el histograma de los rendimientos o su gráfico QQ plot (véase gráfico 5), o bien realizando un contraste de normalidad utilizando el test de Jarque-Bera (1980), véase tabla 2. Tanto en un caso como en el otro, se comprueba que existe un exceso de curtosis en todos los rendimientos de los índices y, además, que las colas más gruesas implican que las series de los rendimientos no siguen una distribución normal. Por lo tanto, para un nivel de significación del 5%, se rechaza la hipótesis de normalidad en los diferentes índices objeto de estudio.

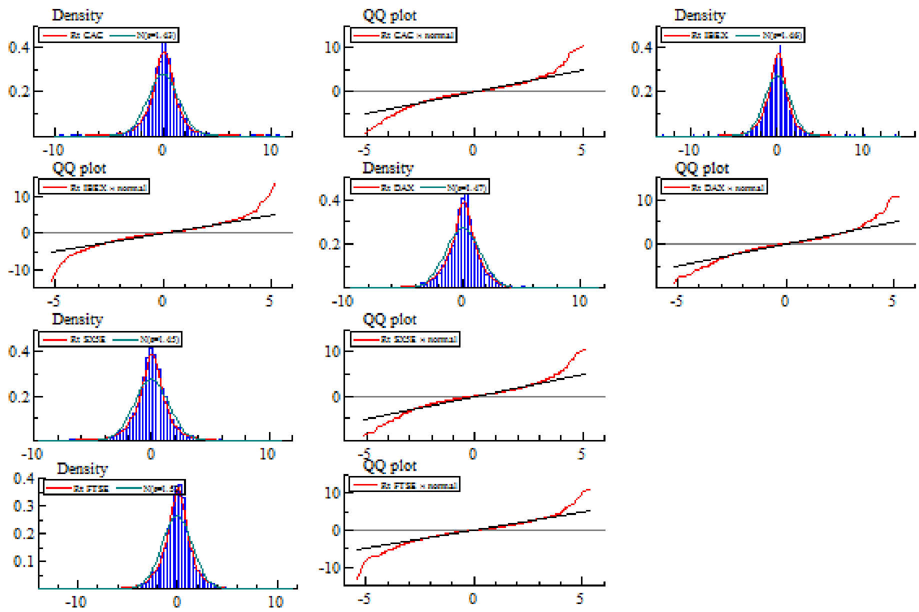
Tabla 2. Información estadística para los rendimientos de los índices.

	Media	Desv. Tip	Asimetría	Exc.Curtosis	Test Normalidad
CAC	-0.004	1.4291	-0.0289	5.1601	2061.0 [0.000]*
IBEX	-0.003	1.4588	-0.0788	6.0880	2573.6 [0.000]*
DAX	0.009	1.4708	-0.0534	4.6136	1759.2 [0.000]*
SX5E	-0.010	1.4479	-0.0495	4.8021	1861.9 [0.000]*
FTSE	-0.015	1.5176	-0.2112	5.0771	1945.1 [0.000]*

(*). Se rechaza la hipótesis nula de normalidad para un nivel de significación del 5%.

Fuente: Elaboración propia a partir de Oxmetrics.

Gráfico 5. Histograma y gráfico Q-Q de los rendimientos.



Fuente: Elaboración propia a partir de Bloomberg.

Para finalizar con las principales características de los rendimientos de los índices bursátiles sería adecuado comprobar si existe un comportamiento asimétrico de la volatilidad, hecho que en la literatura econométrica se conoce como efecto *leverage* o efecto apalancamiento. Este hecho nos permite analizar si el comportamiento de la volatilidad, cuando en el mercado se producen malas o buenas noticias, es el mismo o no. Si la volatilidad se comporta de forma diferente, entonces se produce el efecto *leverage;* si, por el contrario, el hecho de que existan buenas o malas noticias no afecta a la volatilidad, entonces no existiría dicho efecto. Para comprobarlo, vamos a utilizar un modelo de volatilidad estocástica autorregresivo por umbrales (modelo TA-ARSV).

3. MODELO DE VOLATILIDAD ESTOCÁSTICA ASIMÉTRICO POR UMBRALES (MODELO TA-ARSV)

Para analizar el comportamiento de la volatilidad en la literatura econométrica, se suelen estimar dos tipos diferentes de modelos: los modelos de heterocedasticidad condicional y los modelos de volatilidad estocástica.

Los primeros modelos de heteroscedasticidad condicional fueron los modelos ARCH propuestos por Engle[2] (1982). La generalización de estos modelos fue planteada por Bollerslev (1986), dando lugar a los modelos GARCH(1,1). Este tipo de modelos ha tenido a lo largo del tiempo diversas modificaciones, con el fin de reproducir de la mejor forma posible la dinámica de la volatilidad y están implementados en la mayoría de los softwares econométricos.

Como alternativa a los modelos de heteroscedasticidad condicional, Taylor (1986) propuso los modelos autorregresivos de volatilidad estocástica (ARSV). Éstos se diferencian de los modelos de heteroscedasticidad condicional en la forma de modelizar el comportamiento de la varianza condicional. Ya que, mientras que en los modelos GARCH la varianza condicional depende de su propio pasado y del cuadrado de las innovaciones pasadas; en los modelos ARSV para la modelización de la volatilidad se introduce una perturbación estocástica distinta de la perturbación incluida en la ecuación de la media. Por esta razón, la estimación de los modelos ARSV es más complicada y no está implementada en software econométrico y es necesario crear un código de estimación.

Para determinar la existencia del efecto *leverage* en la volatilidad, So et al. (2002), propusieron un modelo autorregresivo de volatilidad estocástica asimétrico, el cual, posteriormente, fue generalizado en García y Mínguez (2009), obteniendo un modelo de volatilidad estocástico asimétrico autorregresivo por umbrales, modelo TA-ARSV(1).

De este modo, tanto los modelos GARCH como los ARSV son capaces de reproducir las características de las series de rendimientos analizadas en el apartado anterior; como, por ejemplo, el agrupamiento de la volatilidad, el exceso de curtosis o la correlación que existe en el cuadrado de los rendimientos. Hay trabajos que demuestran

[2] Engle, obtuvo por la importancia que han tenido los modelos ARCH en el análisis de volatilidad el Premio Nobel de Economía en 2003.

que los modelos ARSV son más adecuados que los modelos GARCH, Carnero et al. (2004). Por esta razón, en este trabajo, para estimar si se produce una respuesta asimétrica de la volatilidad se va a utilizar el modelo TA-ARSV(1) y el modelo ARSV(1). En el apartado siguiente se ofrecen los resultados de la estimación.

3.1. Resultados de los modelos ARSV(1) y TA-ARSV(1)

En primer lugar, se plantea un modelo ARSV(1), ya que, en el caso de que no exista una respuesta asimétrica de la volatilidad no sería necesario el modelo TA-ARSV(1). Las ecuaciones de la media y de la varianza correspondientes a un modelo ARSV(1) son:

- Ecuación de la media:

$$y_t = \sigma^* \exp\left(0.5 h_t\right)\varepsilon_t; \quad \text{donde } \varepsilon_t \sim i.i.d\ (0,1) \text{ y } h_t = \log\left(\sigma_t^2\right) \tag{1}$$

- Ecuación de la varianza:

$$h_t = \phi h_{t-1} + \sigma_\eta \eta_t; \quad \text{donde: } \eta_t \sim i.i.d.(0,1) \text{ y } \left|\phi\right| < 1 \tag{2}$$

Donde, y_t, representa los rendimientos de los distintos índices bursátiles; σ^*, es el parámetro de escala positivo que se incluye en la ecuación de la media con el fin de simplificar la ecuación del logaritmo de la volatilidad y, así, no tener que incluir una constante; ϕ, es el parámetro que indica cuál es la relación que existe entre la volatilidad de un periodo y la del periodo anterior, de modo que, la persistencia de los shocks en la volatilidad se estiman a través de este parámetro. Para garantizar que el proceso sea estacionario es necesario que el valor de ϕ en valor absoluto sea menor que uno. Por otro lado, ε_t y η_t son, respectivamente, las perturbaciones aleatorias de la ecuación de la media y de la ecuación de la volatilidad. Además, se supone que las perturbaciones de ambas ecuaciones son independientes, es decir, $E\left(\varepsilon_t \eta_t\right) = 0$.

Sin embargo, si se produce el efecto *leverage*, no sería adecuado utilizar un modelo simétrico como el ARSV(1) para explicar la dinámica de la volatilidad. En este caso, es más adecuado trabajar con un modelo asimétrico como el modelo[3] TA-ARSV(1). Aunque en ambos modelos la ecuación de la media es la misma, lo que realmente los diferencia es la ecuación de la varianza condicional. Así, para poder estimar si existe o no efecto *leverage* en la volatilidad, en la ecuación de la varianza se introduce un umbral a partir del cual cambia el comportamiento de la volatilidad. De este modo, la ecuación que determina la evolución de la varianza condicional vendrá dada por la expresión siguiente:

$$h_t = \left(\phi_{11} I_1 + \phi_{12} I_2\right) h_{t-1} + \sigma_\eta \eta_t; \quad \text{donde: } \eta_t \sim i.i.d.(0,1) \text{ y } \left|\phi_{11}\right| < 1; \left|\phi_{12}\right| < 1$$

$$I_1 = \begin{cases} 1 & \forall t \ si \ y_t > 0 \\ 0 & \text{Resto de los casos} \end{cases} \qquad I_2 = \begin{cases} 1 & \forall t \ si \ y_t \leq 0 \\ 0 & \text{Resto de los casos} \end{cases} \tag{3}$$

Donde, ϕ_{11} es el parámetro que permite estimar el efecto que en la volatilidad producen los rendimientos positivos; mientras que ϕ_{12}, determina el efecto que causan los rendimientos negativos. Por lo tanto, el modelo TA-ARSV(1) permite generalizar el modelo ARSV(1). Para poder estimar si se produce o no una respuesta asimétrica de la volatilidad hay que estimar los dos modelos. Si existe efecto *leverage* el modelo más adecuado para explicar la evolución de la volatilidad es el TA-ARSV, mientras que si, por el contrario, no se produce, el modelo adecuado sería el ARSV.

La tabla 3 muestra los resultados de la estimación de los modelos TA-ARSV(1) y ARSV(1) para los rendimientos de los diferentes índices bursátiles:

[3] Es importante destacar que no existe un software específico para la estimación de este modelo TA-ARSV(1) por esta razón, ha sido necesario su proceder su programación.

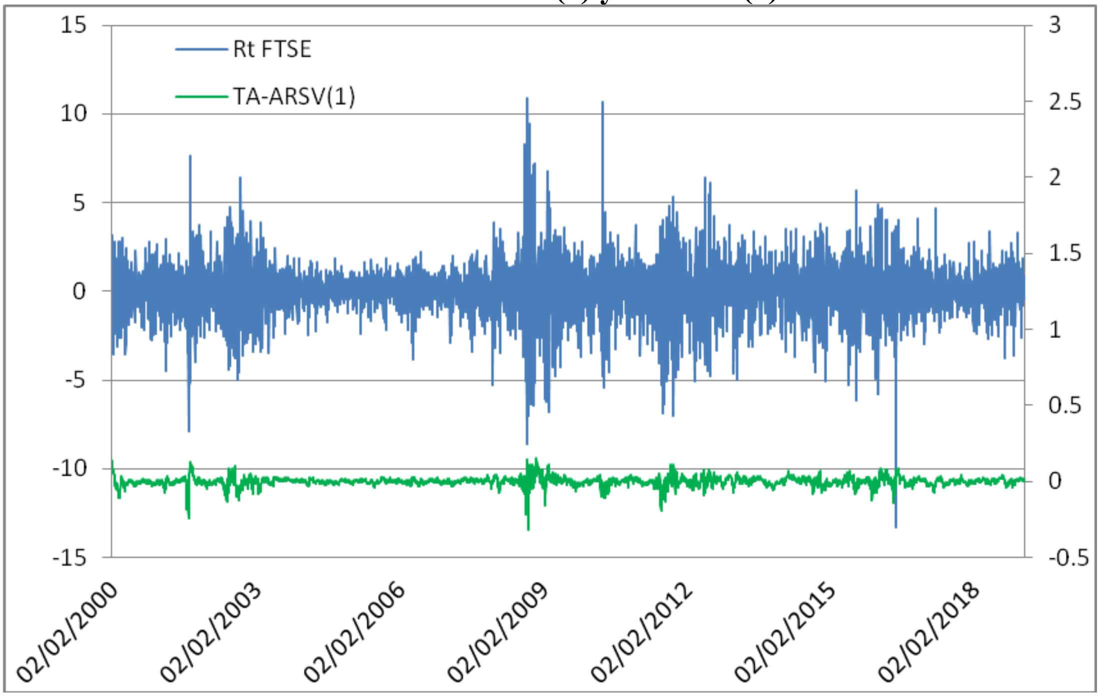
Tabla 3. Parámetros estimados para los modelos TA-ARSV(1) y ARSV(1).

	TA-ARSV(1)				ARSV(1)			LR[1]
	Parámetros estimados				Parámetros estimados			
	σ_*	ϕ_{11}	ϕ_{12}	σ	σ_*	ϕ	σ	λ
CAC	**0.160 (0.11)**	**0.968 (0.48)**	**0.998 (0.42)**	**0.98**	**0.108 (0.103)**	**0.993 (0.392)**	**1.44**	**11.3**
IBEX	**0.157 (0.06)**	**0.968 (0.40)**	**0.999 (0.41)**	**1.08**	**0.172 (0.08)**	**0.981 (0.21)**	**1.36**	**8.96**
DAX	**0.151 (0.08)**	**0.971 (0.38)**	**0.999 (0.35)**	**1.03**	**0.021 (0.08)**	**0.987 (0.24)**	**1.94**	**7.42**
SX5E	**0.160 (0.07)**	**0.967 (0.41)**	**0.999 (0.45)**	**0.96**	**0.018 (0.07)**	**0.998 (0.46)**	**0.83**	**12.5**
FTSE	**0.146 (0.08)**	**0.972 (0.44)**	**0.999 (0.42)**	**1.09**	**0.020 (0.08)**	**0.987 (0.24)**	**1.48**	**9.74**

[1]Contraste de razón de verosimilitud. Valor crítico: 3.84 (5%).
Entre paréntesis se ofrecen las desviaciones típicas.
Fuente: Elaboración propia a partir de Oxmetrics.

Para saber cuál de los modelos es más adecuado, es necesario plantear un contraste de razón de verosimilitud. En este contraste, la hipótesis nula supone que los parámetros ϕ_{11} y ϕ_{12} del modelo TA-ARSV(1) son iguales (es decir, que el modelo verdadero sería el ARSV), mientras que la alternativa implica que estos parámetros son diferentes (es decir, el modelo adecuado sería el TA-ARSV). Los resultados de la tabla anterior muestran que, para un nivel de significación del 5%, se rechaza la hipótesis nula para todos los índices bursátiles. Esto implica que el modelo TA-ARSV(1) es más adecuado que el modelo ARSV(1), para explicar el comportamiento asimétrico de la volatilidad. En el gráfico 6 siguiente, para el caso de los rendimientos del FTSE, se representan sus rendimientos y la diferencia que existe entre la volatilidad estimada por el modelo TA-ARSV(1) y la volatilidad estimada con el modelo ARSV(1).

Gráfico 6. Rendimientos y diferencia entre la volatilidad del FTSE estimada con el modelo TA-ARSV(1) y el ARSV(1).



Fuente: Elaboración propia a partir de Oxmetrics.

El gráfico anterior muestra que cuando existen periodos de volatilidad baja, la diferencia que existe entre las estimaciones de los dos modelos es muy similar. Sin embargo, en aquellos periodos en los que la volatilidad es mayor, existen mayores diferencias entre la volatilidad estimada con ambos modelos. Además, si se analizan los valores estimados de los parámetros del modelo TA-ARSV(1), en todos los índices bursátiles analizados, el valor de ϕ_{12} es mayor que el de ϕ_{11}. Esto indica que, cuando en el periodo anterior los rendimientos son negativos, la volatilidad en el periodo siguiente será mayor que cuando éstos son positivos.

Por esta razón, no es correcto utilizar un modelo de volatilidad estocástica simétrico (modelo ARSV(1)), ya que, de otro modo, se podría infra estimar la volatilidad y, por tanto, el riesgo del mercado.

Por otro lado, la persistencia estimada de la volatilidad es alta, ya que, los valores estimados en los parámetros ϕ_{12} y ϕ_{11} correspondientes a los dos regímenes excluyentes entre sí, están próximos a uno.

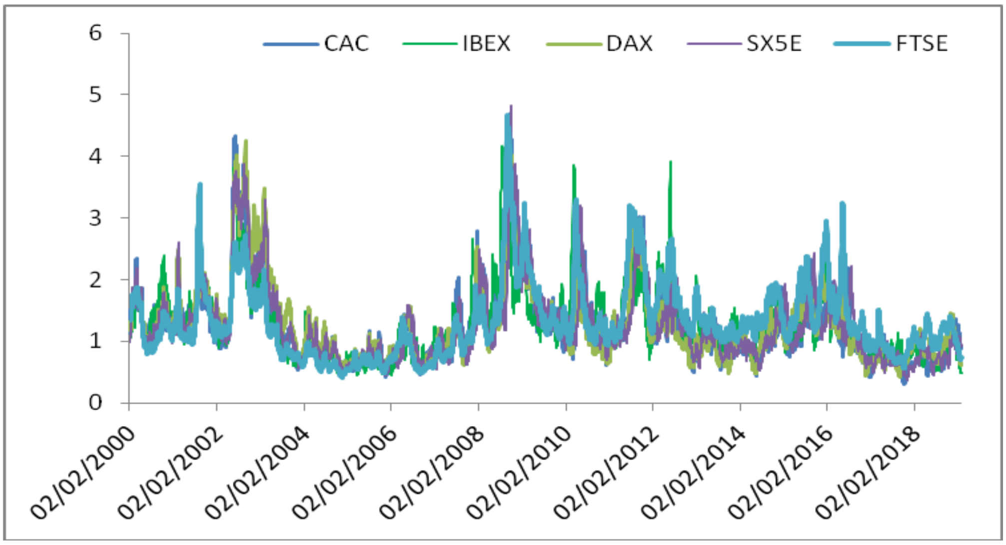
Después de concluir que el modelo que mejor explica la dinámica de la volatilidad, en el periodo muestral analizado, es el modelo autorregresivo de volatilidad estocástica por umbrales, en el apartado siguiente, se analizará si la volatilidad de los diferentes índices se ha visto afectada o no por el Brexit.

4. ANÁLISIS DE LA VOLATILIDAD ANTES Y DESPUÉS DEL BREXIT

En muchas de las operaciones que se realizan en los mercados financieros una de las variables más relevantes es la volatilidad, ya que, se suele utilizar como una medida del riesgo. Esto implica la necesidad de utilizar modelos que la estimen de la forma más fiable posible. Como se ha observado anteriormente la volatilidad de los índices bursátiles se comporta de forma diferente cuando en el mercado se producen buenas o malas noticias. Por este motivo, no es adecuado utilizar modelos ARSV (que indican que la volatilidad se comporta de la misma forma cuando en el mercado hay buenas y malas noticias), es mejor utilizar modelos asimétricos de volatilidad. Por esta razón, será el modelo TA-ARSV(1) el que se va a utilizar para estimar si, desde que se ha anunciado la salida del Reino Unido de la Unión Europea el 23 de junio de 2016, la volatilidad de los índices bursátiles europeos y, en especial el FTSE, se ha visto afectada o, por el contrario, no ha habido cambios significativos.

Del análisis correspondiente a la evolución de la volatilidad estimada con el modelo TA-ARSV(1) entre los años 2000 y 2019, puede observarse que la volatilidad se ha visto afectada no sólo por el Brexit, sino también por la crisis financiera. De este modo, en el periodo anterior a la crisis, la volatilidad estimada del FTSE es menor que la del resto de los índices bursátiles europeos en la mayoría de los años. Por el contrario, en el periodo posterior a la crisis, la volatilidad de este índice suele ser superior a la del resto de los índices en la mayoría de los años, como puede apreciarse en el gráfico 7.

Gráfico 7. Volatilidad estimada con el modelo TA-ARSV(1)diferentes modelos asimétricos.



Fuente: Elaboración propia a partir de Oxmetrics.

En primer lugar, para comprobar si existen diferencias significativas en la volatilidad de los distintos índices bursátiles durante el periodo de crisis, se va a crear una variable dummy, que tomará el valor 1 en ese periodo (2007-2014) y cero en el resto. La estimación por mínimos cuadrados generalizados, corregido de autocorrelación y heterocedasticidad, de esta variable para la volatilidad de los índices bursátiles objeto de estudio proporciona los siguientes resultados:

Tabla 4. Efecto de la crisis en la volatilidad.

	Parámetro estimado periodo (2007-2014)	t-value
CAC	0.32843	7.1
IBEX	0.47239	6.5
DAX	0.24531	7.2
SX5E	0.30497	5.6
FTSE	0.52131	9.5

Fuente: Elaboración propia a partir de Oxmetrics.

Los resultados de la tabla 4, muestran que, para un nivel de significación del 5%, todos los parámetros estimados son estadísticamente significativos y, por lo tanto, en todos los índices bursátiles analizados la volatilidad media ha sido mayor en el periodo comprendido entre el último trimestre del año 2008 y el último del año 2014.

Además, se puede destacar que en el periodo de crisis los índices que han sido más volátiles son el FTSE y el IBEX. El menos volátil ha sido el DAX, mientras que en el EUROSTOXX y el CAC la volatilidad media estimada ha sido bastante similar.

En segundo lugar, para determinar si el Brexit ha producido diferencias significativas en la volatilidad de los distintos índices bursátiles desde el momento en el que se ha anunciado oficialmente hasta la actualidad, se creará otra variable dummy, que tomará el valor 1 desde junio de 2016 hasta la actualidad y cero en el resto. Los resultados de la estimación se ofrecen en la tabla 5 siguiente:

Tabla 5. Efecto del BREXIT en la volatilidad.

	Parámetro estimado periodo (2016-2019)	t-value
CAC	0.15610	9.4
IBEX	0.14620	7.4
DAX	0.12841	7.8
SX5E	0.13302	8.1
FTSE	0.22088	7.2

Fuente: Elaboración propia a partir de Oxmetrics.

Los resultados reflejados en la tabla 5, muestran que, para un nivel de significación del 5%, todos los parámetros estimados son estadísticamente significativos y, por lo tanto, la volatilidad de los diferentes índices bursátiles se ha visto afectada por el anuncio del Brexit. Sin embargo, de todos los índices, el más afectado ha sido el FTSE, ya que, su volatilidad estimada es superior a la del resto de los índices tras el anuncio del Brexit.

5. CONCLUSIONES

En el periodo muestral analizado, se ha observado que los diferentes índices analizados tienen las mismas características o hechos estilizados. Es decir, están incorrelacionados pero no son independientes, ya que, los coeficientes de correlación de los cuadrados o de los valores absolutos son estadísticamente significativos, positivos y decrecen lentamente hacia cero. También se ha observado que son asimétricos y leptocúrticos, que la media es constante y estadísticamente nula, que existen *clusters* de volatilidad.

Además, las estimaciones de los modelos confirman que existe un comportamiento asimétrico de la volatilidad o efecto *leverage*, siendo mayor la volatilidad cuando en el mercado, en el periodo anterior, los rendimientos son negativos.

Finalmente, se ha comprobado, por un lado, que la volatilidad ha sido mayor en el periodo de crisis para todos los índices analizados y, por otro, que el Brexit ha contribuido a aumentar la volatilidad del mercado, siendo mayor este aumento en el índice británico FTSE que en el resto de los principales índices europeos objeto de estudio.

6. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- BOLLERSLEV, T. (1986). “Generalized autoregressive conditional heteroscedasticity”. Journal of Econometrics, 31, 3, pp. 307-327.
- CARNERO, M. A., PEÑA, D. y RUIZ, E. (2004). “Persistence and kurtosis in GARCH and stochastic volatility models”. Journal of Financial Econometrics, 2, pp. 319–316.
- DURBIN, J. y KOOPMAN, S.J. (2012). “Time Series Modelling by State Space Methods" (Second ed.). Oxford University Press.

- ENGLE, R.F. (1982). "Autoregressive Conditional Heteroskedasticity With Estimates of the Variance of U.K. Inflation". *Econometrica*, 50 (4), pp. 987-1008.
- ENGLE, R.F. y BOLLERSLEV, T. (1986). "Modelling the persistence of conditional variance". Econometric Reviews, 15, 1, pp. 81–87.
- GARCÍA, M.C. y MINGUEZ, R. (2009). "Estimation of Asymmetric Stochastic Volatility Models for Stock-Exchange Index Returns". International Advances in Economic Research, 15, pp. 71-87
- GRANGER, C. W. J., SPEAR, S. y DING, Z. (2000). "Statistics and Finance: An Interface, chapter Stylized facts on the temporal and distributional properties of absolute returns: An update, in C W-W, W K Li&H Tong". Imperial college Press, London, pp. 97-120.
- HE, C., TERÄSVIRTA, T. y MALMSTEN, H. (2002). "Moment structure of a family of first-order exponential GARCH models". Econometric Theory, pp. 868–885.
- HE, C., SILVENNOINEN, A. y TERÄSVIRTA, T. (2008). "Parameterizing unconditional skewness in models for financial time series". Journal of Financial Econometrics, 6, pp. 208-230.
- JARQUE, C.M. y BERA, A.K. (1980). "Efficient tests for normality, homoscedasticity and serial independence of regression residuals". Economics Letters, 6, 3, pp. 255-259.
- KIM, T. H. y WHITE, H. (2004). "On more robust estimation of skewness and kurtosis". Finance Research Letters, 1, pp. 56–73.
- MALMSTEN, H. y TERÄSVIRTA, T. (2010). "Stylized Facts of Financial Time Series and Three Popular Models of Volatility". European Journal of Pure and Applied Mathematics, 3, 3, pp. 443-477.
- SO, M. K. P., Li, W. K. y LAM, K. (2002). "A threshold stochastic volatility model". Journal of Forecasting, 21, pp. 473–500.

- TERÄSVIRTA, T. y ZHAO, Z. (2007). "Stylized facts of return series, robust estimates and three popular models of volatility". Working paper, Stockholm School of Economics.