Efectos día de la semana en Rendimientos de la Bolsa Española

Concepción Díaz García

Rafael Flores de Frutos

Colegio Universitario Cardenal Cisneros

Resumen

Cuando se contrasta los efectos día de la semana en los rendimientos bursátiles diarios, suponer que estas series diarias vienen generadas por un proceso ARMA univariante, con diferentes medias para cada día de la semana, puede ser muy restrictivo, y llevar a conclusiones erróneas. En este trabajo, se presenta una aproximación más general para contrastar la evidencia de efecto día de la semana, el cual incluye el mencionado supuesto como un caso particular. Como ejemplo, se estudia la existencia de efecto día de la semana en 25 rendimientos bursátiles de la Bolsa española.
JEL: (G12, G17, C32, C58) Palabras clave: Modelos periódicos, Estacionalidad en rendimientos bursátiles, Efecto día de la semanas, Previsión de rendimientos bursátiles

1. Introduction

El efecto día de la semana en rendimientos bursátiles ha sido un fenómeno que ha recibido mucha atención desde inicios de los años 80.

En un investigación seminal, French (1980) encuentra, para el índice S&P500, un rendimiento medio negativo para los lunes, mientras que el resto de los días de la semana, exhiben rendimientos positivos. También halla que los viernes tienen un rendimiento medio mayor que cualquier otro día de la semana. El autor sugiere una falta de eficiencia en el mercado, pero cuando intenta explotar este resultado, los costes de transacción hacen que sus ganancias sean muy similares a las que hubiera obtenido con una estrategia de "comprar y mantener".

Gibbons y Hess (1981) estudian el índice Dow-Jones, y Keim y Stambaugh (1984), con una muestra más amplia del S&P500, confirman los resultados de French.

Jaffe y Westerfield (1985), con pequeñas diferencias, encuentran este tipo de pautas, no solo en EEUU sino también en el Reino Unido, Japón, Canada y Australia. En los casos de Japón y Australia, además de un efecto lunes, estos autores encuentran un efecto martes.

Solnik y Bousquet (1990) estudian el caso de Francia, Barone (1990) el caso de Italia, Aggarwal y Rivoli (1989) los casos de Hong Kong, Singapur, Malasia y Filipinas. Finalmente, Balaban (1995) estudia el caso de Turquía. En todos estos trabajos se encuentra un efecto martes.

Dubois y Louvet (1996) encuentran un efecto lunes analizando series de Francia, Reino Unido, Alemania y Suiza. En este caso, el lunes muestra un rendimiento positivo mayor que el resto de días de la semana. También encuentran, que esta diferencia en el rendimiento de los lunes, desaparece a lo largo del tiempo. La conclusión a la que llegan es que una mejora en la eficiencia de los mercados, podría estar detrás de estos resultados.

Esta pérdida de evidencia de efecto lunes también ha sido detectada por Schwert (2003) al extender la muestra usada en French (1980).

Basher y Sadorsky (2006) estudian 21 economías emergentes y concluyen, que solo en Taiwan, Filipinas, Pakistán, Malasia, Turquía y Tailandia, parece existir evidencia de la presencia de efecto día de la semana.

El caso de la Bolsa española también ha sido estudiado. Los resultados avalan la existencia de efectos día de la semana. Ejemplos de ello se encuentran en Martínez Abascal (1993), Cáceres et al.(2006) o, más recientemente, en García Blandón (2008). Por otro lado, el trabajo de Peña (1995) defiende la ausencia de tales efectos después de julio de 1989, cuando la nueva Ley del Mercado de Valores fue aprobada.

Todos los métodos mencionados se centran en los rendimientos medios, y usan modelos de regresión con variables ficticias.

Posteriormente, Doyle y Chen (2009) usando metodología GARCH, se centran, no sólo en la diferencia de rendimientos medios, sino también en la varianza de los rendimientos. Estos autores justifican la falta de existencia de efecto día de la semana, sin acudir al argumento de eficiencia en los mercados.

Kamaly y Tooma (2009), también con metodología GARCH, encuentran diferencias en los rendimientos medio diarios en cuatro de doce mercados árabes, mientras que en ocho de ellos, encuentran diferencias de volatilidad. Charles (2010) o Hg̈holm et al. (2011) también encuentran efecto día de la semana en algunos de los más importantes mercados bursátiles en países desarrollados.

El objetivo de esta investigación es estudiar la presencia de efectos día de la semana en 25 series del IBEX-35 español, pero en lugar de centrarse solamente en la media y/o varianza de los rendimientos, se interesa por el proceso generador de los datos para cada uno de los días de la semana. Si el proceso generador de los datos para el lunes es diferente al de el resto de los días de la semana, se puede concluir que existe un efecto día de la semana más general. Lo mismo puede decirse de cualquier otro día de la semana.

Un lunes puede depender del lunes anterior de una manera diferente a como el martes depende de los martes anteriores, pero además, la relación de dependencia de un lunes con su pasado más reciente (viernes, jueves, miércoles y martes de la semana previa) puede ser diferente a la relación de dependencia que tiene cualquier otro día de la semana.

En estos casos, el proceso generador, para los rendimientos diarios bursátiles, no sería un proceso ARMA univariante, sino un modelo periódico como los introducidos por Tiao y Grupe (1980).

Estos modelos podrían ser útiles para modelizar efectos día de la semana más generales, esto es, situaciones donde no sólo la media de los rendimientos es diferente entre los distintos días de la semana, sino también las varianzas, las autocorrelaciones y las correlaciones cruzadas entres los diferentes días.

Bajo ciertas restricciones un modelo periódico degenera en un proceso ARMA univariante. Si este fuera el caso, los datos no mostrarían evidencia de efecto día de la semana.

Para detectar estos comportamientos periódicos, que evidencianla presencia de efecto día de la semana, se va a recurrir al contraste propuesto por Flores y Novales (1997), desarrollado para detectar estacionalidad multivariane, pero que puede ser aplicado a este caso sin problemas.

La evidencia de existencia de comportamiento periódico se completa con una ejercicio de previsión fuera de la muestra, donde la precisión de ambos modelos, el modelo periódico y el no periódico, se compara.

El resto del artículo se organiza como sigue. En la sección 2 se presentan los modelos periódicos y el contraste para detectar estos comportamientos periódicos. En la sección 3 se describen las series utilizadas en este artículo. La sección 4 muestra los resultados tanto del contraste como del ejercicio de previsión. Para finalizar en la sección V se presentan las conclusiones.

2. Modelos Periódicos y Contraste de Estacionalidad Univariante

La existencia de modelos periódicos en series económicas viene justificada en los trabajos de Osborn (1988) y (1991), y Osborn y Smith (1989). De hecho, los comportamientos periódicos, son bastante comunes como se puede observar en Franses y Romjin (1993) y Novales y Flores (1997).

El típico modelo periódico autorregresivo de orden h, PAR(h), tiene la siguiente representación:

$$Y_t = \sum_{s=1}^{S} \mu_s D_{st} + \sum_{j=1}^{h} \sum_{s=1}^{S} \phi_{js} D_{st} Y_{t-j} + \varepsilon_t \tag{1}$$

donde ε_t sigue un proceso ruido blanco, con varianzas específicas para cada estación (en este caso para cada día). D_{st} es una variable ficticia para la estación "s" (en este artículo la estación es igual al día de la semana). D_{st} toma el valor "1" para la estación "s" y "0" para el resto de estaciones. El subíndice "t" varía de 1 a SN, donde "S " es el número de estaciones (cinco en este artículo) y "N" es el número de años (en este trabajo N es el número de semanas, que son 156).

También, un PAR(h) puede representarse como un modelo VAR ortogonalizado para el vector de estaciones. Por ejemplo, un modelo PAR(1) para los cinco días de la semana puede escribirse como:

$$A_0 y_T = \mu + A_1 y_{T-1} + \varepsilon_T \tag{2}$$

donde, $y_T = (Y_{1T}, Y_{2T}, Y_{3T}, Y_{4T}, Y_{5T})'$ es el vector de los días de la semana, desde el lunes al viernes. Aquí, el subíndice "T" representan la semana, que varía de 1 a N. Dentro del vector, los lunes se representan con el subíndice "1", los martes con el subíndice "2", etc.

Las matrices A_0, A_1 ay μ, toman la forma:

$$A_0 = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ -\phi_{2,1} & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -\phi_{3,1} & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -\phi_{4,1} & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -\phi_{5,1} & 1 \end{pmatrix}$$

$$A_1 = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & \phi_{1,1} \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} , \ \mu = \begin{pmatrix} \mu_1 \\ \mu_2 \\ \mu_3 \\ \mu_4 \\ \mu_5 \end{pmatrix} \tag{3}$$

con $E(\varepsilon_T \varepsilon_T') = \Lambda$, una matriz diagonal (5x5) con elementos λ_{ii} para $i = 1.,5$

El modelo (2) también se puede representar como:

$$y_T = \delta + \Phi_1 y_{T-1} + a_T \tag{4}$$

donde $\Phi_1 = A_0^{-1} A_1$, $\delta = A_0^{-1}\mu$ y $a_T = A_0^{-1}\varepsilon_T$ con $E(a_T a_T') = \Sigma = A_0^{-1}\Lambda(A_0^{-1})'$.

Aquí se ve claro como A_0 es la matriz que diagonaliza Σ. Nótese que hay solo una matriz que diagonaliza Σ. Dadas la covarianzas en Σ, estas pueden interpretarse como los efectos causales del pasado sobre el futuro, esto es, la correlación del lunes y el martes, de la misma semana, es debida a que el lunes afecta al martes, pero no ocurre al contrario.

Nótese que cuando se cumplen las siguientes restricciones:

1. $-\phi_{1,1} = \phi_{2,1} = \cdots = \phi_{5,1}$

2. $\mu_1 = \mu_2 = \cdots = \mu_5$

3. $\lambda_{11} = \lambda_{22} = \cdots = \lambda_{55}$

el modelo (2) para la serie semanal multivariante y_T degenera en un modelo AR(1) univariante para la serie diaria Y_t.

Flores y Novales (1997) proponen un contraste de razón de verosimilitud, que contrasta conjuntamente este conjunto de restricciones.

Bajo normalidad, la función soporte de verosimilitud restringida es:

$$\ln L_R = -\frac{NS}{2}\ln(2\pi) - \frac{NS}{2}\ln(\sigma_u^2) - \frac{1}{2\sigma_u^2}\sum_{t=1}^{NS} u_t^2 \tag{5}$$

donde u_t hace referencia al término de error del modelo univariante AR.

La función soporte de verosimilitud para el modelo sin restringir es:

$$\ln L_{NR} = -\frac{NS}{2}\ln(2\pi) - \frac{NS}{2}\ln|\Sigma| - \frac{1}{2}\sum_{T=1}^{N} a_T'\Sigma^{-1}a_T \tag{6}$$

La estimación de σ_u^2 puede obtenerse como:

$$\hat{\sigma}_u^2 = \frac{\sum_{t=1}^{NS}\hat{u}_t^2}{NS} \tag{7}$$

y la estimación de Σ:

$$\hat{\Sigma} = \frac{\sum_{T=1}^{N}\hat{a}_T\hat{a}_T'}{N} \tag{8}$$

Entonces:

$$\begin{aligned} \ln L_R &= -\frac{NS}{2}\ln(2\pi) - \frac{NS}{2}\ln(\hat{\sigma}_u^2) - \frac{NS}{2} && (9)\\ \ln L_{NR} &= -\frac{NS}{2}\ln(2\pi) - \frac{NS}{2}\ln|\hat{\Sigma}| - \frac{NS}{2} && (10) \end{aligned}$$

El contraste de estacionalidad univariante queda::

$$\lambda = -2\left(\ln L_R - \ln L_{NR}\right) = N\left\{S\ln\left(\frac{1}{NS}\sum_{j=1}^{NS}\hat{u}_j^2\right) - \ln\left|\frac{1}{N}\sum_{T=1}^{N}\hat{a}_T\hat{a}_T'\right|\right\} \tag{11}$$

que asintóticamente se distribuye como una χ^2 con J grados de libertad, donde J es:

$$J = (S-1)(pS+2) + \frac{S(S-1)}{2} = (S-1)\left\{S\left(p+\frac{1}{2}\right)+2\right\} \tag{12}$$

Si la hipótesis nula no se rechaza, entonces la serie sigue un modelo univariante AR. Cuando se rechaza la hipótesis nula, el proceso generador de los datos es un modelo PAR, esto es, la serie temporal presenta un efecto día de la semana general.

3. Datos

Las series utilizadas en este trabajo son los rendimientos bursátiles diarios del IBEX-35 y aquellos de sus componentes que formaron parte del selectivo entre las fechas para las que se realiza el estudio.

Las fechas consideradas para la estimación de los modelos son del 5 de enero de 2004 al 29 de diciembre de 2006. Se selecciona este período, por ser anterior a la crisis, y presentar las variables un perfil más estable. Esto hace un total de 780 observaciones. Se van a calcular previsiones desde el 1 de enero de 2007 al 29 de junio de 2007.

Teniendo en cuenta el período considerado, se tienen 25 series a estudiar, el IBEX-35 y 24 de sus componentes que son: Abertis, ACS, Acerinox, Altadis, Acciona, BBVA, Bankinter, Banesto, Endesa, Enagás, FCC, Ferrovial, Gamesa, Gas Natural, Iberdrola, Iberia, Indra, Inditex, Metrovacesa, Banco Popular, Repsol, Banco Santander, Telefónica y Unión Fenosa.

El rendimiento de cada acción se ha calculado como la primera diferencia regular del logaritmo de la cotización:

$$Y_t = \nabla \ln X_t = \ln X_t - \ln X_{t-1} \tag{13}$$

La tabla 1 muestra la media y la desviación típica de los rendimientos diarios, calculados para todo el período muestral.

Se puede observar que el clásico efecto lunes (rendimiento medio negativo para el lunes) está presente en el índice general y en los dos grandes bancos españoles, Santander y BBVA, que tienen un gran peso en el índice general, sin embargo, esta característica está lejos de ser general.

Un simple análisis gráfico junto con el contraste ADF, revela que el logaritmo de las cotizaciones son I(1), integradas de orden 1, esto es, todos los rendimientos son estacionarios o variables I(0). La tabla 2, muestra los modelos ARMA univariantes seguidos por los rendimientos. La tabla 2 también incluye la varianza de los residuos, σ_u^2 (%), y el estadístico Ljung-Box Q(5). Las desviaciones típicas para los coeficientes estimados aparecen entre paréntesis.

Todos los rendimientos siguen procesos AR de ordenes 1, 2 or 3. Sólo Banesto, Inditex, Telefónica y Unión Fenosa siguen paseos aleatorios más simples.

4. Resultados del Contraste y Ejercicio de Previsión

La tabla 3 muestra los resultados del contraste de estacionalidad univariante.

El contraste sólo selecciona 8 rendimientos como generados por un modelo AR univariante, estos casos son los que aparecen en la columna de la tabla del contraste con un asterisco. De acuerdo con el contraste, en el resto de casos (17), existen diferencias significativas entre los días de la semana.

Sin embargo, no se espera una potencia del 100 % y alguno de estos rendimientos identificados como modelos PAR(h) podrían seguir procesos univariantes. En estos casos se espera que los modelos univariantes tengan mejores resultados en previsión que sus alternativas periódicas más complicadas.

Para dar mayor apoyo a la presencia de comportamientos periódicos en este conjunto de series, se lleva a cabo un ejercicio de previsión fuera de la muestra. Se compara la precisión de las previsiones, un período hacia delante, para los dos modelos alternativos (periódico y no periódico), para la muestra comprendida entre el 1 de enero de 2007 y 29 de junio de 2007.

El contraste de Diebold y Mariano (1995) (DB) se utiliza para comprobar si existen diferencias estadísticas entre las medidas de precisión de los dos modelos. En este artículo la media de precisión elegida ha sido la raíz del error cuadrático medio (RECM).

La tabla 4 muestra el RECM para cada uno de los modelos. También se ha incluido una columna con la previsión de un paseo aleatorio.

La tabla 5 muestra los resultados del contraste DB. De acuerdo con esta tabla hay 11 casos donde las diferencias de RECM son significativas: ACS, BBVA, Endesa, Enagás, FCC, Iberdrola, Metrovacesa, Banco Popular, Repsol, Banco Santander y Telefónica. De acuerdo con la tabla 4, los modelos univariantes para ACS, Enagás y Banco Santander, obtienen mejores previsiones que sus alternativas periódicas. Estos casos podrían deberse a fallos en el contraste de estacionalidad al seleccionar los modelos.

Considerando como "probablemente periódico" los casos donde el contraste de estacionalidad y la precisión en la previsión sugieren comportamiento periódico, se puede decir que BBVA, Endesa, FCC, Iberdrola, Metrovacesa, Banco Popular, Repsol y Telefónica exhiben comportamiento periódico que implica presencia de efecto día de la semana. Para el resto de casos, existen dudas de que la precisión en las previsiones de los modelos periódicos y no periódicos pudiera ser estadísticamente la misma.

5. Conclusiones

Cuando se contrasta el efecto día de la semana, el supuesto de que los rendimientos diarios pueden venir generados por un modelo ARMA, con diferentes medias, puede ser muy restrictivo, y puede llevar a conclusiones erróneas. En este trabajo se presenta una aproximación al problema más general, que incluye el supuesto de modelización ARMA como un caso particular.

El objetivo de este trabajo es investigar la existencia de efectos día de la semana en un conjunto de 25 series de rendimientos diarios del índice IBEX-35 español.

Se ha usado una doble herramienta: primero, el contraste de Flores y Novales (1997), y segundo, un ejercicio de previsión fuera de la muestra. Por esto, para aceptar la presencia de comportamiento periódico (efectos día de la semana) no solo el contraste tiene que seleccionar un modelo periódico, sino también, el modelo periódico tiene que conseguir mejores previsiones.

De los 25 rendimientos estudiados, 8 de ellos parecen presentar efecto día de la semana. En 3 casos, el contraste de estacionalidad detecta comportamiento periódico, pero las previsiones del modelo univariante son mejores que las del modelo periódico. En 6 casos, y según el contraste, el proceso generador de los datos ha sido un PAR(h), pero sus resultados no se confirman con el ejercicio de previsión, ya que la RECM del modelo periódico no es estadísticamente diferente de la RECM del modelo no periódico. Para finalizar, en 8 casos el proceso generador de los datos en un modelo univariante, en estos casos, tanto el contraste como el ejercicio de previsión coinciden.

Resumiendo, de los 25 rendimientos estudiados, hay 8 que muestran efectos día de la semana, y además con la característica de mejorar las previsiones de los rendimientos.

Bibliografía

Aggarwal, R. y P. Rivoli (1989), Seasonal and Day-of-the-Week Effects in Four Emerging Stock Markets, Financial Review 24 (4), 541-550.

Balaban, E. (1995), Day of the week effects: new evidence from an emerging stock market, Applied Economics Letters 2 (5), 139-143.

Barone, E. (1990), The Italian stock market: Efficiency and calendar anomalies, Journal of Banking and Finance 14, 483-510.

Basher, S. A. y Sadorsky, P. (2006), Day-of-the-week effects in emerging stock markets, Applied Economics Letters 13, 621 - 628.

Charles, A. (2010), Does the day-of-the-week effect on volatility improve the volatility forecast? Applied Economics Letters 17, 257-262.

Diebold, F. X., and R. S. Mariano (1995): Comparing Predictive Accuracy, Journal of Business and Economic Statistics, 13(3), 253-263.

Doyle, J.R. y C.H. Chen (2009), The wandering weekday effect in major stock markets, Journal of Banking and Finance 33, 1388-1399.

Dubois, M. y P. Louvet (1996): The Day of the Week Effect: International Evidence, Journal of Banking and Finance 20, 1463-1484.

Flores, R., and A. Novales (1997): A general test for univariate seasonality, Journal of Time Series Analysis, 18(1), 29-48.

Franses, P. H., and G. Romijn (1993): Periodic integration in quarterly UK macroeconomic variables, International Journal of Forecasting, 9(4), 467-476.

French, K.R. (1980), Stock returns and the weekend effect, Journal of Financial Economics 8, 55-69.

García Blandón, J. (2008): Rendimientos estacionales en la Bolsa española: Importancia del tamaño de la empresa,Revista Española de Financiación y Contabilidad, XXXVII(139), 527-540.

Gibbons, M. y P. Hess (1981), Day of the week effects and asset returns, Journal of Business 54, 579-596.

Högholm, K., J. Knif, y S. Pynnönen (2011), Common and local asymmetry and day-of-the-week effects among EU equity markets, Quantitative Finance 11 (2), 219-227.

Jaffe, J.F. y R. Westerfield (1985), The weekend effect in common stock returns: the international evidence, Journal of Finance 40 (2), 433-454.

Kamaly, A. y Tooma, E.A. (2009), Calendar anomalies and stock market volatility in selected Arab stock exchanges, Applied Financial Economics 19, 881-892.

Keim, D.B. y R.F. Stambaugh (1984), A further investigation of the weekend effect in stock returns, Journal of Finance 39 (3), 819-835.

Martínez Abascal, E. (1993): Eficiencia Débil del Mercado Bursátil Español y Comparaciones Internacionales. Bolsa de Madrid.

Novales, A., and R. Flores (1997): Forecasting with periodic models: a comparison with time invariant coefficient models,Ïnternational Journal of Forecasting, 13(3), 393-405.

Osborn, D. R. (1988): Seasonality and Habit Persistence in a Life Cycle Model of Consumption, Journal of Applied Econometrics, 3(4), 255-266.

Osborn, D. R. (1991): The implications of periodically varying coefficients for seasonal time-series processes, Journal of Econometrics, 48(3), 373-384.

Osborn, D. R., and J. P. Smith (1989): The Performance of Periodic Autoregressive Models in Forecasting Seasonal UK Consumption, Journal of Business and Economic Statistics, 7, 117-127.

Peña, J. I. (1995), Daily seasonalities and stock market reforms in Spain, Applied Financial Economics, 5(6), 419-423.

Schwert, G.W (2003), Anomalies and market efficiency, Handbook of the Economics of Finance, Volume 1, Part B, 939-974.

Solnik, B. y L. Bousquet (1990), Day-of-the-week effect on the Paris Bourse, Journal of Banking and Finance 14, 461-468.

Tiao, G.C. y M.R. Grupe (1980), Hidden periodic autoregressive-moving average models in time series data, Biometrika, 67(2), 365-373.

Cuadro 1: Rendimientos Diarios

		Lunes	Martes	Miércoles	Jueves	Viernes
IBEX-35	Media	-0.006	0.015	0.156	0.093	0.119
	Desviación típica	0.694	0.517	0.633	0.649	0.622
Abertis	Media	0.095	0.019	0.145	0.059	0.075
	Desviación típica	0.977	0.888	0.941	0.976	0.933
ACS	Media	0.224	-0.013	0.294	0.168	0.084
	Desviación típica	1.289	0.942	1.023	0.968	0.879
Acerinox	Media	0.083	-0.009	0.239	0.187	0.074
	Desviación típica	0.993	1.070	1.190	1.071	1.318
Altadis	Media	0.093	-0.169	0.139	0.133	0.157
	Desviación típica	1.021	0.875	1.010	1.302	0.956
Acciona	Media	0.078	0.184	0.251	0.115	0.050
	Desviación típica	1.153	1.303	1.373	1.475	1.308
BBVA	Media	-0.187	-0.015	0.133	0.212	0.173
	Desviación típica	1.202	0.814	0.866	0.958	0.908
Bankinter	Media	-0.007	-0.009	0.158	0.149	0.078
	Desviación típica	1.057	0.882	0.929	1.411	1.027
Banesto	Media	0.119	-0.028	0.083	0.028	0.152
	Desviación típica	0.897	0.764	0.826	0.756	1.168
Endesa	Media	-0.081	0.177	0.252	0.094	0.119
	Desviación típica	1.036	1.641	0.971	0.905	0.911
Enagás	Media	0.142	0.093	0.044	0.018	0.172
	Desviación típica	0.987	0.919	1.024	1.303	1.013
FCC	Media	0.126	-0.002	0.180	0.171	0.142
	Desviación típica	1.146	0.983	1.037	1.291	1.102
Ferrovial	Media	0.179	0.068	0.205	0.121	0.049
	Desviación típica	1.288	1.446	1.184	1.384	1.355
Gamesa	Media	0.168	-0.013	0.152	0.200	0.047
	Desviación típica	1.207	1.432	1.523	1.668	1.332
Gas Natural	Media	0.164	0.101	-0.001	-0.019	0.065
	Desviación típica	0.833	0.896	1.265	1.061	0.885
Iberdrola	Media	-0.051	0.069	0.188	0.112	0.173
	Desviación típica	0.817	0.974	1.356	0.837	1.002
Iberia	Media	-0.167	0.080	0.160	0.111	-0.119
	Desviación típica	1.129	1.331	1.802	1.284	1.464
Indra	Media	0.017	-0.009	0.280	0.148	-0.058
	Desviación típica	1.095	0.938	1.104	1.156	0.956
Inditex	Media	-0.003	0.011	0.270	0.268	0.044
	Desviación típica	0.960	0.899	1.274	1.383	0.924
Metrovacesa	Media	0.308	0.152	0.245	0.114	0.160
	Desviación típica	1.561	1.579	2.274	2.347	1.423
Banco Popular	Media	0.085	0.002	0.124	0.027	-0.006
	Desviación típica	0.742	0.724	0.824	0.792	0.757
Repsol	Media	0.144	-0.024	0.033	0.049	0.133
	Desviación típica	1.125	1.166	0.998	1.287	1.057
Banco Santander	Media	-0.087	0.018	0.112	0.149	0.130
	Desviación típica	1.135	0.756	0.891	0.924	0.881
Telefónica	Media	-0.072	0.040	0.161	0.129	-0.065
	Desviación típica	0.893	0.792	0.857	0.860	0.944
Unión Fenosa	Media	0.112	0.002	0.142	0.254	0.074

Cuadro 2: Modelos ARMA estimados

Asset	$\nabla \ln X_t$						
	ϕ_1	ϕ_2	ϕ_3	μ	σ_u^2	Q(5)	ADF[1]
IBEX-35	0,14 (0,04)			0,06 (0,02)	0.6	4.6	-23.73
Abertis	0,07 (0,03)			0,07 (0,03)	0.9	4.4	-25.89
ACS	0,12 (0,03)			0,13 (0,04)	1.0	2.1	-24.60
Acerinox	0,13 (0,03)			0,10 (0,04)	1.1	5.2	-24.43
Altadis	0,10 (0,03)	−0,09 (0,03)		0,07 (0,04)	1.0	3.6	-20.59
Acciona	0,11 (0,03)			0,10 (0,04)	1.3	3.3	-25.66
BBVA	0,12 (0,03)				1.0	6.3	-24.72
Bankinter	0,07 (0,03)			0,08 (0,04)	1.2	1.4	-29.93
Banesto				0,06 (0,03)	0.9	6.4	-26.88
Endesa	0,18 (0,03)			0,09 (0,04)	1.2	1.4	-23.30
Enagás	0,13 (0,03)			0,08 (0,04)	1.1	1.9	-24.39
FCC	0,08 (0,03)			0,12 (0,04)	1.1	5.1	-25.68
Ferrovial	0,18 (0,03)			0,10 (0,05)	1.2	3.2	-23.16
Gamesa	0,12 (0,03)			0,10 (0,05)	1.4	4.5	-24.70
Gas Natural	0,12 (0,03)	−0,10 (0,03)			1.0	1.3	-20.52
Iberdrola	0,07 (0,03)			0,09 (0,03)	1.0	2.5	-25.89
Iberia	0,06 (0,03)	−0,08 (0,03)			1.4	6.1	-20.82
Indra	0,12 (0,03)	−0,07 (0,03)			1.0	2.8	-24.76
Inditex				0,12 (0,04)	1.2	2.0	-26.92
Metrovacesa	0,12 (0,03)	−0,13 (0,03)	0,11 (0,03)	0,06 (0,02)	1.9	20.9	-13.49
Banco Popular	0,11 (0,03)				0.8	4.2	-25.52
Repsol	0,13 (0,03)	−0,07 (0,03)			1.1	3.9	-24.55
Banco Santander	0,09 (0,03)	−0,07 (0,03)			0.9	2.3	-25.45
Telefónica					0.9	1.7	-26.67
Unión Fenosa				0,12 (0,04)	1.1	1.0	-27.57

[1]The 95 % critical value for ADF test is -2.87

Cuadro 3: Contraste de Estacionalidad Univariante

Valores	$\ln L_R$	$\ln L_N R$	Estadístico[2]	Orden del Modelo Períodico
IBEX-35	-51.15	-50.70	72.75	0
Abertis	-47.03	-46.56	72.38*	1
ACS	-46.60	-45.79	124.16	2
Acerinox	-45.31	-44.85	71.35*	2
Altadis	-46.22	-45.67	83.61*	2
Acciona	-43.64	-43.25	59.82*	1
BBVA	-47.15	-46.36	121.75	1
Bankinter	-45.88	-45.32	87.56	0
Banesto	-48.27	-47.27	154.46	2
Endesa	-45.85	-44.93	141.87	1
Enagás	-46.50	-45.32	181.23	2
FCC	-45.69	-44.92	117.50	2
Ferrovial	-43.89	-43.74	24.74*	2
Gamesa	-42.78	-42.5	43.22*	0
Gas Natural	-47.09	-46.15	147.11	1
Iberdrola	-47.22	-46.46	118.44	1
Iberia	-42.73	-42.61	17.97*	0
Indra	-45.90	-45.59	46.99*	0
Inditex	-45.48	-44.65	70.63	0
Metrovacesa	-41.75	-39.69	313.71	2
Banco Popular	-49.40	-48.74	102.56	1
Repsol	-45.81	-45.00	124.82	2
Banco Santander	-47.55	-46.79	117.32	1
Telefónica	-48.05	-47.53	79.88	1
Unión Fenosa	-45.48	-45.07	62.88	0

[2]Los valores críticos al 95 % para una χ^2, con p=0, 1, 2, son 53.38, 76.78 y 99.62 respectivamente

Cuadro 4: Ejercicio de previsión

	RECM		
	Paseo aleatorio	AR(p)	Modelo Periódico
IBEX-35	0.8338	0.8271	**0.8172**
ACS	1.1282	**1.1129**	1.1668
BBVA	1.1775	1.1731	**1.1346**
Bankinter	1.3944	1.3707	**1.3614**
Banesto	1.0776	–	**1.0065**
Endesa	0.6966	0.6938	**0.6885**
Enagás	1.2393	**1.1957**	1.3387
FCC	1.4201	1.4009	**1.3675**
Gas Natural	1.3991	**1.3973**	1.4369
Iberdrola	1.3982	1.3732	**1.3443**
Inditex	1.1581	–	**1.1307**
Metrovacesa	1.6771	1.6570	**1.6100**
Banco Popular	1.1376	1.1213	**1.0499**
Repsol	1.4548	1.4533	**1.3345**
Banco Santander	1.0225	**1.0178**	1.1491
Telefónica	0.9309	–	**0.9274**
Unión Fenosa	1.3777	–	**1.3648**

Cuadro 5: Contraste Diebold-Mariano

IBEX-35	0,735 * (1,342)	Iberdrola	1,6240 (1,007)
ACS	1,721 (1,122)	Inditex	0,701 * (1,064)
BBVA	1,154 (1,007)	Metrovacesa	1,091 (1,007)
Bankinter	0,328 * (1,342)	Banco Popular	1,849 (1,007)
Banesto	0,877 * (1,007)	Repsol	1,220 (1,007)
Endesa	1,214 (1,122)	Banco Santander	1,854 (1,086)
Enagás	1,424 (1,007)	Telefónica	1,100 (1,007)
FCC	1,389 (1,089)	Unión Fenosa	0,179 * (1,089)
Gas Natural	0,781 * (1,007)		