

Trabajo Fin de Grado

Elaboración de índices sectoriales en el IBEX 35 post pandémico. Análisis mediante modelos ARCH.

Sectorial Indexes construction for the IBEX 35 in the aftermath of a global pandemic. ARCH modeling and volatility analysis.

Autor/es

Alberto Sánchez Suárez

Director/es

María Teresa Escobar Urmeneta

Facultad de Economía y Empresa
2022

Autor del trabajo: Sánchez Suárez, Alberto.

Director del trabajo: María Teresa Escobar Urmeneta

Título del trabajo (español): Elaboración de índices sectoriales en el IBEX 35 y análisis mediante modelos ARCH.

Título del trabajo (inglés): Sectorial Indexes construction for the IBEX 35. ARCH modeling and volatility analysis.

Titulación: Grado en Finanzas y Contabilidad, Facultad de Economía y Empresa.

Resumen:

El diseño de una estrategia efectiva de inversión es un problema al que se enfrentan muchas personas a lo largo de su vida. El objetivo del presente trabajo es crear una metodología sencilla que asista en la toma de decisiones racionales, partiendo únicamente de la información histórica de las empresas del IBEX 35, y poner a prueba su eficacia para la situación existente desde el comienzo de la pandemia COVID-19. En concreto, se busca predecir los rendimientos, a un mes vista, de los diferentes sectores que forman parte de la bolsa española, a fin de determinar que sectores se van a comportar de manera más o menos agresiva, para poder trazar un plan de inversión en base a los resultados. Para ello, se han agrupado las empresas del IBEX en seis sectores y construido un índice bursátil para cada uno de ellos basado en las cotizaciones de dichas empresas. Posteriormente, se han buscado los modelos econométricos ARCH/GARCH que mejor se ajustan a los datos obtenidos y realizado y comentado las predicciones. Finalmente, se han explorado los límites de esta metodología y el marco teórico en el que se encuentra. En las conclusiones puede encontrarse una reflexión sobre la utilidad del trabajo realizado y la situación óptima para su empleo.

Abstract:

Needing to design an effective investment strategy is a problem many people face along their lives. The aim of the following work is to create a methodology capable of assisting in the undertaking of making rational investing decisions, employing as data only the daily stock prices of IBEX 35 companies, as well as putting it to the test for the current, post pandemic, situation. Specifically, the goal is to predict the daily returns, for a one-month period, of the different sectors that form the Spanish index, so as to see which sectors are predicted to experience a higher variation and trace an investment plan based

on the results. To achieve this, IBEX companies have been reorganized into six categories, based on their activities. A sectorial index has been constructed for each one of them. Afterwards, the better fitting ARCH/GARCH model for each index has been selected and used to make the future returns predictions. Finally, the limitations of the methodology employed have been analyzed, and the theoretical background considered. In the conclusions chapter, a discussion about the usefulness of the approach followed can be found, as well as the optimal situation for its use.

ÍNDICE DE CONTENIDOS

CAPÍTULO I. INTRODUCCIÓN.	5
CAPÍTULO II. MARCO TEÓRICO.	7
CAPÍTULO III. ELABORACIÓN DE ÍNDICES SECTORIALES.	9
CAPITULO IV. SELECCIÓN DE MODELOS Y PREDICCIÓN.	13
CAPITULO V. PROBLEMAS Y LIMITACIONES DE LOS MODELOS GARCH.	21
CAPÍTULO VI. CONCLUSIONES.	28
BIBLIOGRAFÍA	31

CAPÍTULO I. INTRODUCCIÓN.

El objetivo de este trabajo es la elaboración y posterior evaluación de una metodología de carácter cuantitativo que, empleando predicciones a corto-medio plazo llevadas a cabo mediante modelos econométricos, asista en la toma de decisiones de inversión a nivel sectorial para el IBEX35.

El periodo de tiempo para el cual se han tomado los datos tratados comprende desde el 1 de noviembre de 2019 hasta el 23 de febrero de 2022. La razón por la que se ha escogido este marco temporal es la pandemia COVID-19. Debido a este evento de alcance global han ocurrido numerosos cambios a nivel macroeconómico con gran impacto en los mercados, inclusive el IBEX35, tales como cambios en la política de inversión de la Unión Europea, la red logística internacional o simplemente en la composición del propio índice, al que se han incorporado varias nuevas empresas. Debido a esto, se ha considerado que utilizar datos anteriores al punto de partida de la COVID-19 llevaría potencialmente a un mayor error en las predicciones, algo que se buscará evitar durante el trabajo.

Por otra parte, se ha decidido modelizar índices sectoriales. La razón es que, consultando trabajos previos llevados a cabo en el mismo campo, en años anteriores, por otros alumnos del grado la tendencia ha sido a abordar el tema de la selección de títulos individuales. Sin ánimo de desmerecer dichos trabajos, este es el último paso a la hora de crear una cartera de inversión. Por ese motivo, se ha optado por ampliar la escala a un nivel más amplio del *asset allocation* y crear una herramienta de decisión que permita diferenciar entre sectores.

Respecto a la decisión de incluir exclusivamente empresas del IBEX35, se trata de una cuestión práctica. Es cierto que existen numerosas empresas que cotizan en la Bolsa de Madrid y no forman parte de este índice. Sin embargo, su inclusión supondría un gran aumento de la complejidad del trabajo, especialmente debido a la mayor dificultad para obtener estos datos en contraposición a los del IBEX35. Los beneficios de incluir estos datos para los propósitos de este trabajo son, por otra parte, dudosos, puesto que el volumen de intercambio de estos títulos es mucho menor al de aquellos pertenecientes al índice principal, y aquellos inversores especializados en estos mercados de menor liquidez seguramente cuenten con metodologías específicas de mayor capacidad que las aquí expuestas.

Para llevar a cabo las predicciones de rendimientos futuros, se han empleado modelos ARCH (Modelo autorregresivo con heterocedasticidad condicional) y variantes derivadas del mismo, principalmente GARCH, y siempre de carácter univariante. Desde su concepción, este tipo de modelos han sido objeto de numerosos artículos, lo que sirve como indicador de su relevancia.

En general, la búsqueda de métodos efectivos que asistan en la toma de decisiones de inversión continúa siendo un campo de estudio relevante en la actualidad. La metodología aquí detallada, así como los comentarios posteriores sobre sus limitaciones y correcto uso, será de especial interés para inversores noveles, con escasos recursos a su disposición, que deseen iniciarse en el mundo de los métodos cuantitativos como herramienta de apoyo a la decisión.

El trabajo está dividido en los siguientes capítulos:

I. Introducción, en la que se ha presentado el trabajo y la justificación para su realización.

II. Marco teórico, en el que se incluye un glosario de términos cuyo entendimiento previo es necesario para comprender la metodología elaborada.

III. Elaboración de índices sectoriales, en el que se describe el proceso seguido para dividir las empresas del IBEX35 en sus respectivos sectores y construir una serie de índices bursátiles que reflejen la evolución del sector.

IV. Selección de modelos y predicción, que engloba toda la parte econométrica de este trabajo. En este apartado se escoge el modelo, para cada índice, cuyo ajuste se ha considerado más deseable y se llevan a cabo las predicciones de los valores futuros. Finalmente, se interpretan los valores obtenidos y se discute la validez técnica de los modelos.

V. Problemas y limitaciones de los modelos GARCH, en el que se lleva a cabo una revisión bibliográfica de los principales defectos y dificultades de los modelos escogidos y se enlaza con los resultados propios de este trabajo.

VI. Conclusión, en el que se recapitulan las conclusiones más importantes obtenidas en los apartados anteriores y se valora retrospectivamente el trabajo realizado y el grado de cumplimiento del objetivo inicial.

ANEXO I. Consistente en una tabla con los valores de cada uno de los índices sectoriales elaborados en el apartado III.

CAPÍTULO II. MARCO TEÓRICO. ¹

La literatura referente al uso de modelos GARCH es extremadamente prolífica. Debido a ello, resulta complejo trazar una línea discursiva clara desde la aparición de los primeros modelos hasta la actualidad. Aquellos artículos que se han considerado relevantes para este trabajo han sido citados de manera orgánica a lo largo del texto conforme resultaba pertinente. Por lo tanto, no tiene sentido elaborar aquí una descripción exhaustiva al marco teórico.

Sin embargo, si merece la pena mencionar el artículo *Forecasting Volatility in Financial Markets: A Review* (Poon & Granger, 2003) puesto que se trata de una extensa y muy completa revisión bibliográfica sobre la predicción de la volatilidad, y ha servido como punto de partida y guía principal para este trabajo.

Resulta necesario mencionar también el trabajo *Volatility Forecasting Performance of GARCH Models: A Study on Nordic Indices During COVID-19* (Schmidt, 2021). Dicho trabajo, similar en muchos aspectos a este, ha servido como modelo a la hora de dar forma a la estructura del presente trabajo.

Finalmente, este apartado incluye a continuación un glosario de aquellos términos técnicos tratados liberalmente durante el texto, y cuyo conocimiento previo es necesario para comprender la metodología y conclusiones alcanzadas. Estos términos son:

1. ARCH(p) (Modelo Autorregresivo Condicional Heteroscedástico). Introducidos por primera vez en Engle (1982), su ecuación presenta la siguiente forma:

$$y_t = \delta + \sum_1^n \phi_n y_{t-n} + u_t$$

$$u_t = V_t \sigma_t; \quad V_t \in N(0; 1)$$

$$\sigma_t^2 = \gamma_0 + \sum_{j=1}^p \gamma_j u_{t-j}^2$$

La ecuación para obtener y_t es idéntica a la de un modelo autorregresivo AR(p). Por lo tanto, el valor de la variable en el momento actual dependerá de su valor en el pasado, además de un término de error. La diferencia reside en la varianza de la perturbación

¹ Tanto en este apartado como en posteriores, aparecen citas traducidas o reformuladas. Todos los errores, omisiones y fallos de interpretación son responsabilidad del autor de este trabajo.

aleatoria. El modelo autorregresivo asume que el error es estacionario en el sentido débil, y por lo tanto que la varianza de los residuos es constante. Sin embargo, en los modelos ARCH dicha varianza, llamada varianza condicional, asume que existe una correlación positiva entre la volatilidad del periodo actual y los periodos previos. Por lo tanto, al emplear un modelo ARCH, se estará afirmando que en las series los periodos de mayor o menor volatilidad tenderán a agruparse temporalmente. Por último: el parámetro γ_0 representa el nivel normal de volatilidad: es decir, aquel que no depende del valor en los periodos más cercanos. Puede interpretarse como la varianza a largo plazo de la serie.

2. GARCH(p,q) (Modelo Autorregresivo Generalizado Condicional Heterocedástico). Esta variante, la más importante de todas, fue introducida en Bollerslev (1986). La expresión matemática del modelo es idéntica a la del proceso ARCH anteriormente distinto, con una salvedad. La varianza condicional, en su variante más simple, el GARCH(1,1), viene expresada de la siguiente manera:

$$\sigma_t^2 = \gamma^0 + \gamma^1 u_{t-1}^2 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2$$

La diferencia reside en que este proceso incorpora el factor $\beta_1 \sigma_{t-1}^2$. Esto quiere decir que la varianza condicional del periodo t viene explicada, en parte, por la varianza condicional parametrizada del periodo anterior, y no solo por su volatilidad y la varianza a largo plazo como ocurría en el caso de los modelos ARCH. Este cambio generaliza el modelo, y consigue que se requieran un menor número de parámetros para modelizar correctamente las series, reduciendo la posibilidad de estar realizando un sobreajuste. El efecto producido suele ser una mejora de las predicciones, y un menor riesgo de violar la condición de no negatividad impuesta a los coeficientes γ_j de volatilidad.

3. Criterios de Akaike (1973) (también llamado BIC) y Schwarz (1978) (también llamado AIC). Son medidas de la bondad del ajuste, es decir, su función es medir la calidad del ajuste a los datos para el modelo escogido. Sus fórmulas son muy similares, respectivamente:

$$AIC=2k-2\ln(L)$$

$$BIC=k\ln(n)-2\ln(L)$$

En primer lugar, se aprecia que ambas ecuaciones cuentan con dos partes, separadas por una resta. La primera de ellas hace referencia a la complejidad del modelo. Siendo k el número de parámetros empleados, el valor de los criterios será mayor cuantos más se

utilicen. Dado que el objetivo es minimizar el valor del criterio, este factor actúa como una penalización. El segundo factor es la bondad del ajuste. El método empleado, representado por “L” es el de Máxima Verosimilitud. En esencia, cuanto mayor es el valor que alcanza, mejor es el ajuste. Por lo tanto, el funcionamiento de los criterios es muy simple. Cuanto menor es el número de parámetros y mejor es el ajuste, menor será el valor del mismo, que es el objetivo. Por lo tanto, haciendo uso de estos criterios puede escogerse el modelo con la máxima capacidad explicativa sin caer en la sobre parametrización, que como se ha comentado anteriormente, podría generar problemas cuando se trabaja con modelos ARCH. La diferencia entre ellos reside en que el criterio de Schwarz multiplica “k” por el logaritmo neperiano del número de observaciones de la serie, lo que magnifica su efecto, y por lo tanto será un criterio más exigente, exigiendo una mayor mejora de la bondad del ajuste para compensar la adición de un nuevo parámetro. (Rubalcaba, 2022)

Una vez aclarado el funcionamiento de estos términos, puede continuarse con el desarrollo de la metodología que resulta objeto de este trabajo.

CAPÍTULO III. ELABORACIÓN DE ÍNDICES SECTORIALES.

El objetivo final de este apartado es la obtención de una serie de índices bursátiles que permitan observar la evolución, desde el comienzo de la pandemia COVID-19, de los diversos sectores que forman la bolsa española, empleando los títulos del IBEX35 correspondientes como componentes representativos de dichos sectores.

El criterio empleado para la elaboración de los índices se trata de una simplificación de las normas de elaboración del IBEX35. La casuística de dicho criterio se irá explicando en detalle conforme vaya siendo necesario para describir el proceso seguido.

El punto de partida son las cotizaciones diarias² desde 2011 de todas las empresas que formaban en cada punto el IBEX35, cedidas por el Departamento de Economía Aplicada de la Universidad de Zaragoza. Dichos datos han sido tratados con Microsoft Access de dos maneras. En primer lugar, se ha procedido a eliminar mediante el uso de una consulta todos los datos anteriores al 1 de noviembre de 2019, mes en el que se sitúa el primer

² Durante todo el documento, cotizaciones hará referencia al precio de cierre diario de la acción, salvo que se especifique lo contrario.

contagio. En segundo lugar, se han eliminado todos los datos correspondientes a aquellos títulos que en la actualidad no forman parte del IBEX35. Este es uno de los puntos en los que el criterio empleado para elaborar los índices difiere de aquel del IBEX35. Por motivos de simplicidad, se han considerado únicamente las cotizaciones históricas de los títulos que formaban el IBEX35 a 20 de marzo de 2022, considerados como si hubieran formado retrospectivamente parte del Ibex en las fechas anteriores a su entrada. Los valores de las cotizaciones de aquellos títulos que no formaban originalmente parte de los datos cedidos se han descargado del portal Yahoo! Finanzas a 21 de marzo de 2022. Dichos valores, originalmente en formato cvs, se han procesado con Access e incorporado al resto mediante uso de consultas.

El siguiente paso para el cálculo de los índices es obtener la capitalización bursátil diaria para cada uno de los títulos. Para ello es necesario obtener el número de acciones que cotizan para cada compañía. Aquí también se ha seguido un criterio simplificado; a cada título se le ha asociado un solo valor para cada uno de los tres años que comprende el trabajo. Estos valores anuales del número de acciones se han obtenido del portal de la Bolsa de Madrid (Bolsa de Madrid, 2022a). Dichos datos se han importado a Access e incorporado a la tabla de cotizaciones mediante consultas. Posteriormente, se ha multiplicado el precio de cierre diario por el número de acciones para obtener la capitalización bursátil.

Sin embargo, de acuerdo con las normas técnicas de elaboración del IBEX35 (Bolsa de Madrid, 2022b), para la elaboración del índice al número de acciones y la capitalización bursátil debe aplicárseles un coeficiente corrector de free float, cuyo valor depende del porcentaje de capital flotante de cada empresa, en función de la siguiente tabla:

Tabla de Coeficiente a aplicar en función del Capital Flotante	
Tramo de Capital Flotante	Coeficiente Aplicable
MENOR O IGUAL AL 10%	10%
MAYOR DEL 10% Y MENOR O IGUAL AL 20%	20%
MAYOR DEL 20% Y MENOR O IGUAL AL 30%	40%
MAYOR DEL 30% Y MENOR O IGUAL AL 40%	60%
MAYOR DEL 40% Y MENOR O IGUAL AL 50%	80%
SUPERIOR AL 50%	100%

Tabla 1. Coeficientes aplicables en función del free float. Fuente: Informe mensual de abril de 2022 de la sociedad de bolsas.

Para saber qué coeficiente corresponde a cada uno de los valores que formarán parte de los índices aquí elaborados, se ha empleado el informe mensual de las BME³ del mes de marzo de 2022 (Bolsas y Mercados Españoles, 2022), y se han aplicado los valores de manera retrospectiva a cada título para todas las fechas empleadas. Por último, se han obtenido la capitalización y número de acciones corregidas mediante el uso de consultas, así como la capitalización total de cada día para la suma de todos los títulos. La tabla, con todos los datos incorporados, presenta el siguiente aspecto:

Título	Fecha	Cierre	Número de acciones	Capitalización Bursátil	Coeficiente	Capitalización Corregida	Número acciones Corregido	Capitalización Total	Peso del Título
ACS	01/11/2019	36,85	314665	11595405,25	1	11595405,25	314665	475186337,482367	2,44%
ACX	01/11/2019	8,616	270546	2331024,336	1	2331024,336	270546	475186337,482367	0,49%
AENA	01/11/2019	167,4	150000	25110000	0,6	15066000	90000	475186337,482367	3,17%
ALM	01/11/2019	16,969999	174555	2962198,175445	0,6	1777318,905267	104733	475186337,482367	0,37%
AMA	01/11/2019	67,18	431268	28972584,24	1	28972584,24	431268	475186337,482367	6,10%
ANA	01/11/2019	93,1	54857	5107186,7	0,8	4085749,36	43885,6	475186337,482367	0,86%
BBVA	01/11/2019	4,733	6667887	31559109,171	1	31559109,171	6667887	475186337,482367	6,64%
BKT	01/11/2019	6,292	898866	5655664,872	1	5655664,872	898866	475186337,482367	1,19%
CABK	01/11/2019	2,649	5981438	15844829,262	1	15844829,262	5981438	475186337,482367	3,33%
CIE	01/11/2019	21,54	129000	2778660	0,8	2222928	103200	475186337,482367	0,47%
CLNX	01/11/2019	38,26	385327	14742611,02	1	14742611,02	385327	475186337,482367	3,10%
COL	01/11/2019	11,43	508115	5807754,45	0,8	4646203,56	406492	475186337,482367	0,98%
ELE	01/11/2019	24,25	1058752	25674736	0,4	10269894,4	423500,8	475186337,482367	2,16%
ENG	01/11/2019	21,93	261990	5745440,7	1	5745440,7	261990	475186337,482367	1,21%
FER	01/11/2019	27,01	735215	19858157,15	1	19858157,15	735215	475186337,482367	4,18%
FLU	01/11/2019	11,4	195629	2230170,6	0,8	1784136,48	156503,2	475186337,482367	0,38%
GRF	01/11/2019	29,4	426130	12528222	1	12528222	426130	475186337,482367	2,64%
IAG	01/11/2019	6,29	1992033	12529887,57	1	12529887,57	1992033	475186337,482367	2,64%
IBE	01/11/2019	9,176	6362072	58378372,672	1	58378372,672	6362072	475186337,482367	12,29%
IDR	01/11/2019	8,82	176654	1558088,28	1	1558088,28	176654	475186337,482367	0,33%
ITX	01/11/2019	28,24	3116652	88014252,48	0,6	52808551,488	1869991,2	475186337,482367	11,11%
MAP	01/11/2019	2,531	3079553	7794348,643	0,6	4676609,1858	1847731,8	475186337,482367	0,98%
MEL	01/11/2019	7,435	229700	1707819,5	0,8	1366255,6	183760	475186337,482367	0,29%
MRL	01/11/2019	13,13	469771	6168093,23	1	6168093,23	469771	475186337,482367	1,30%
MTS	01/11/2019	14,036	1021904	14343444,544	0,2	2869688,9088	204380,8	475186337,482367	0,60%
NTGY	01/11/2019	24,01	984122	23628769,22	0,2	4725753,844	196824,4	475186337,482367	0,99%
PHM	01/11/2019	22,9921	222649	5119168,0729	1	5119168,0729	222649	475186337,482367	1,08%
REE	01/11/2019	18,06	541080	9771904,8	1	9771904,8	541080	475186337,482367	2,06%

Tabla 2. Datos diarios para la elaboración de los índices.

El peso del título es simplemente una medida de comprobación, obteniendo un 100% si se suma el peso de todos los títulos para un mismo día.

Una vez obtenidos estos datos, el siguiente paso es separar las compañías en función del sector al que pertenecen para así poder construir cada índice empleando solo los datos pertinentes. Las empresas se han dividido en 7 sectores: petróleo y energía, materiales básicos, industria y construcción, bienes de consumo, servicios de consumo, servicios financieros, tecnología y telecomunicaciones y servicios inmobiliarios (Bolsa de Madrid, 2022c). Dicha clasificación es la empleada por la Bolsa de Madrid. En la bibliografía puede encontrarse un listado de las empresas que forman parte de cada uno de los sectores enumerados.

A fin de dividir las empresas, se ha incorporado manualmente el número del sector (del 1 al 7) al que pertenece cada sociedad a una tabla donde figura el nombre de cada título. Posteriormente se ha creado una nueva tabla vinculando cada número de sector con el nombre del mismo. Finalmente, se han relacionado esas dos tablas entre sí y con la tabla

³ Bolsas y Mercados Españoles.

de datos completa. El resultado es que cada título pasa a tener asignado correctamente su sector para todos los parámetros de cierre, número de acciones, capitalización etc. diarios. Desde este punto, es cuestión de filtrar los datos mediante una consulta de Excel por el número del sector buscado para obtener tan solo los datos de las compañías que forman parte de ese mismo sector. Desde ese punto, resulta sencillo sumar los valores de capitalización bursátil corregida y número de acciones corregidas de todas las compañías para cada fecha, obteniendo así los valores necesarios para la elaboración de cada índice sectorial.

Una vez exportados los datos a Excel, se procede al cálculo del valor diario de cada índice (el proceso es análogo para cada sector). El primer valor se obtiene como el cociente entre la capitalización bursátil corregida (a 11 de noviembre de 2019, la primera fecha tomada) y el número de acciones corregidas de ese día (Paso, 2011). Para todos los días subsiguientes se toma el valor del índice el día anterior y se multiplica por el cociente entre la capitalización bursátil corregida de dicho día y la del día anterior (Bolsa de Madrid, 2022b).

Si bien a priori en este punto ya se habrían elaborado los índices buscados, al representarlos gráficamente se observan una serie de puntos en los cuales el valor de los mismos desciende bruscamente. Esto es debido, como nos indica el volumen de acciones en esos puntos, a que algunos días no existen datos de cotización para alguna empresa del mercado, y por lo tanto no se incluyen en el cálculo de la capitalización bursátil para dicho día. Es por este fenómeno, entre otros, que las normas técnicas de elaboración del IBEX35 incluyen un coeficiente “J” que permite ajustar el valor del índice para asegurar su continuidad en caso de sucesos extraordinarios (Bolsa de Madrid, 2022b). Sin embargo, el identificar correctamente cada uno de los sucesos extraordinarios que provocan estas caídas de valor y asignarles un coeficiente de ajuste adecuado resultaría una tarea demasiado exhaustiva para este trabajo, cuyo objetivo trasciende la elaboración de un índice completamente riguroso. Es por ello que, en su lugar, una vez identificados dichos puntos, se ha optado por sustituir el valor del índice en los mismos por el del día anterior.

Tras realizar este último paso, el resultado es el deseado. Una serie de índices sectoriales, empleando como componentes en su creación las diversas empresas que forman el IBEX35 en la actualidad, que resultan aptos para la elaboración de un modelo econométrico univariante a partir de ellos (Ver tabla 3. Para una versión completa, consultar el ANEXO I). Este será el objetivo del siguiente apartado.

Fecha	1	2	3	4	5	6	7	8
01/11/2019	27,53	22,94	11,98	12,78	3,42	12,34	13,12	8,07
04/11/2019	27,51	23,14	12,00	12,84	3,52	12,39	13,15	8,15
05/11/2019	27,25	22,95	11,92	12,80	3,58	12,30	13,05	8,14
06/11/2019	27,62	22,77	11,90	12,78	3,55	12,35	13,05	8,13
07/11/2019	27,43	22,71	11,78	12,83	3,62	12,33	13,30	8,17
08/11/2019	26,95	22,85	11,81	12,78	3,57	12,33	13,33	8,13
11/11/2019	27,01	22,89	11,77	12,85	3,55	12,35	13,37	8,12
12/11/2019	26,56	22,82	11,71	12,78	3,50	12,29	13,29	8,05
13/11/2019	26,74	22,45	11,63	12,64	3,39	12,29	13,20	7,95
14/11/2019	26,92	22,49	11,56	12,66	3,38	12,27	13,15	7,93
15/11/2019	27,17	22,72	11,60	12,97	3,40	12,56	13,33	8,01
18/11/2019	27,28	22,57	11,71	12,89	3,38	12,67	13,24	8,00
19/11/2019	26,97	22,78	11,69	12,98	3,40	12,71	13,23	8,01
20/11/2019	26,76	22,78	11,66	12,91	3,38	12,43	13,25	7,98
21/11/2019	27,11	22,49	11,62	12,80	3,41	12,20	13,18	7,98
22/11/2019	27,02	22,61	11,64	12,90	3,44	12,07	13,22	8,01
25/11/2019	27,35	22,92	11,70	13,05	3,46	12,08	13,27	8,06
26/11/2019	27,72	23,06	11,66	13,17	3,43	12,16	13,33	8,08
27/11/2019	27,87	23,10	11,68	13,21	3,45	12,20	13,45	8,12
28/11/2019	28,00	23,23	11,67	13,08	3,43	12,20	13,48	8,11
29/11/2019	28,06	23,22	11,68	12,95	3,41	12,26	13,58	8,10

Tabla 3. Fragmento de los valores diarios de los índices elaborados.

CAPITULO IV. SELECCIÓN DE MODELOS Y PREDICCIÓN.

Para la modelización de los índices se ha empleado el software econométrico gretl. Dado que los pasos a seguir son análogos para cada uno de los índices, se describirá en detalle el proceso seguido para modelizar uno de ellos, el de servicios financieros, y solo se hará referencia a otro índice si existe alguna particularidad específica del mismo.

En primer lugar, se ha tratado de encontrar un modelo autorregresivo que se ajuste al índice. Tanto el correlograma, cuyos valores se encuentran muy próximos a la unidad y se reducen muy lentamente, como el contraste de Dickey-Fuller nos indican la existencia de una tendencia que deberá tenerse en cuenta a la hora de modelizar los datos. El modelo ARIMA(1,1,1) es el único que presenta significatividad en todos los coeficientes, y por lo tanto el único que podría tener validez a priori. Sin embargo, el modelo no pasa el contraste de normalidad de los residuos, condición suficiente para descartarlo. No existe, por lo tanto, un modelo autorregresivo de forma ARIMA que parezca adaptarse al índice. Además, al realizar un contraste ARCH del modelo el p-valor nos indica que no puede rechazarse la existencia de heterocedasticidad en los residuos. Debido a esto, todo parece indicar, como es común en las series financieras, que deberá emplearse un modelo de tipo

ARCH/GARCH para obtener un modelo que ofrezca una capacidad de predicción aceptable.

Sin embargo, los datos de cotizaciones diarias del índice no permiten trabajar con modelos de tipo GARCH, ya que ocurre un error en el que la norma del gradiente es superior al máximo al intentar la modelización. Por ese motivo, se han transformado los datos, creando una serie con los rendimientos diarios de cada índice (Ver gráfico 1). Dichos rendimientos se han calculado como la tasa de variación diaria de las cotizaciones. Dado que habitualmente los títulos del IBEX35 no experimentan grandes variaciones en un solo día, los valores que toman los índices transformados son generalmente pequeños y se distribuyen en todos los casos en torno a un valor muy cercano a 0, lo que soluciona los problemas de tamaño anteriormente encontrados y permitirá trabajar con modelos GARCH.

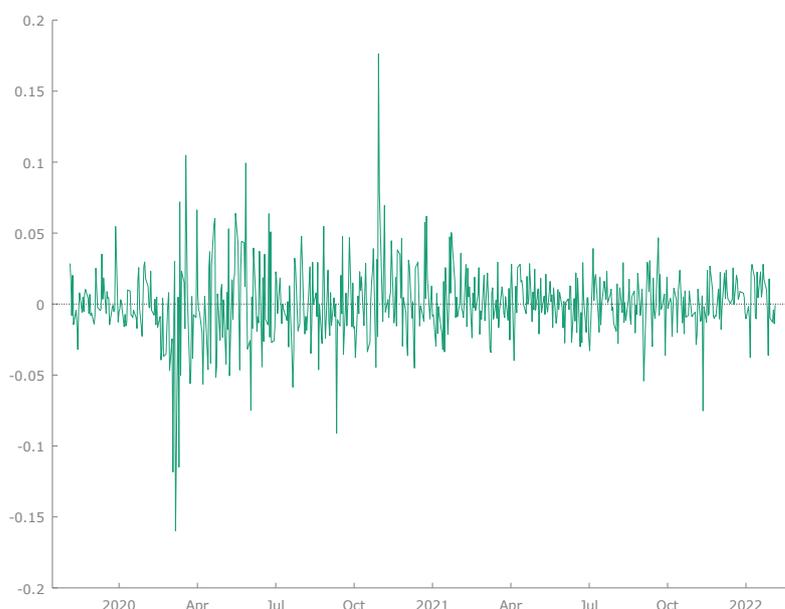


Gráfico 1. Serie de rendimientos diarios del índice de Servicios Financieros

No obstante, antes es necesario confirmar que los residuos de la serie de rendimientos no son homocedásticos. En primer lugar, mediante un proceso análogo al llevado a cabo para los índices originales, puede comprobarse que los residuos del modelo autorregresivo no siguen una distribución normal, presentando un aspecto más similar a la distribución t de student, y el contraste ARCH no permite descartar la posibilidad de que exista dicho efecto en los residuos del modelo. En segundo lugar, si se eleva al cuadrado la serie de rendimientos el resultado obtenido es una nueva serie, la varianza en términos absolutos de la serie de rendimientos (Ver gráfico 2). Al representarla gráficamente puede

observarse que, en efecto, los valores de la misma no permanecen constantes a lo largo del tiempo, aunque si pueden discernirse tramos de mayor o menor volatilidad. Ambos razonamientos apuntan a que un modelo de tipo GARCH será la mejor opción a la hora de modelizar las series de rendimientos.

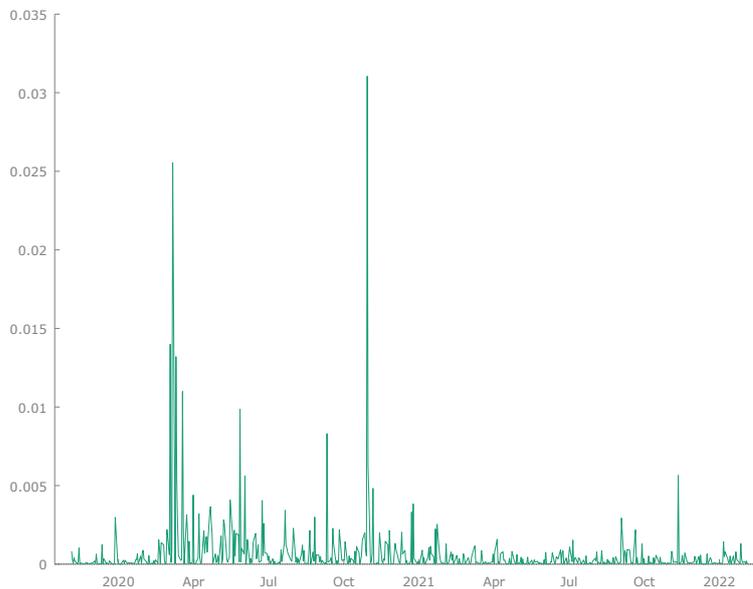


Gráfico 2. Serie de rendimientos de Servicios Financieros al cuadrado.

El siguiente paso será encontrar el modelo que mejor se ajuste a los rendimientos de cada índice. Para que un modelo se considere como válido, se debe cumplir que todos los coeficientes incluidos sean al menos significativos, exceptuando la constante, así como que sus residuos estandarizados logren superar el test de Anderson (ver gráfico 3), como mínimo en los primeros retardos. Entre todos aquellos modelos que resulten válidos para los rendimientos de un mismo índice, el criterio de selección empleado será la minimización del valor de los criterios de Schwarz y Akaike.

La tabla 4 recoge el modelo escogido, con el que posteriormente se llevarán a cabo las predicciones, para cada serie.

ÍNDICE	MODELO
Bienes Consumo	GARCH (1,1) constante no significativa
Mat/Industria/Construcción	GARCH(1,1) constante no significativa
Petróleo y Energía	GARCH(1,1) constante no significativa
Servicios Consumo	ARCH(1) con retardo constante no significativa
Servicios Financieros	GARCH(1,1) constante no significativa
Servicios Inmobiliarios	GARCH(1,1) constante no significativa
Tecnología/Telecomunicaciones	ARCH(2) con constante y retardo
Global	GARCH(1,1) constante no significativa

Tabla 4. Modelos econométricos escogidos para cada índice de rendimientos.

Inmediatamente puede apreciarse que el modelo predominante es el GARCH(1,1) siendo la constante no significativa. Esto es coherente con la literatura, que habitualmente sitúa dicho modelo como el estándar a batir a la hora de modelizar la volatilidad en series financieras diarias. Es el caso, por ejemplo, de Akigray (1989), que concluye que el modelo GARCH(1,1) muestra la mejor adaptación y precisión en las predicciones de entre todos los procesos que presentan heterocedasticidad condicional. Merece la pena mencionar que, si bien el modelo matemático es el mismo, no lo son los coeficientes alfa y beta estimados por este, por lo que la predicción será diferente para cada índice de rendimientos, aunque se ajusten a un mismo modelo. La falta de significatividad de la constante nos indica que los datos se distribuyen en torno a puntos muy cercanos a cero en el periodo modelizado, hasta el punto de que para el margen de precisión del modelo son indistinguibles del mismo. Sin embargo, dado que la inclusión de una constante aporta estabilidad al modelo y es siempre recomendable, ya que es muy poco probable que los datos se distribuyan exactamente en torno al cero, se ha optado por incorporarla en todos los casos pese a su no significatividad. Adicionalmente, en el caso del índice de materiales, industria y construcción, ningún modelo era capaz de pasar el test de Anderson de no incluirse una constante. Si bien esto afectará a la capacidad predictiva de los modelos, la condición de que los residuos se aproximen a la normalidad, impuesta por el test de Anderson, se ha considerado de mayor importancia.

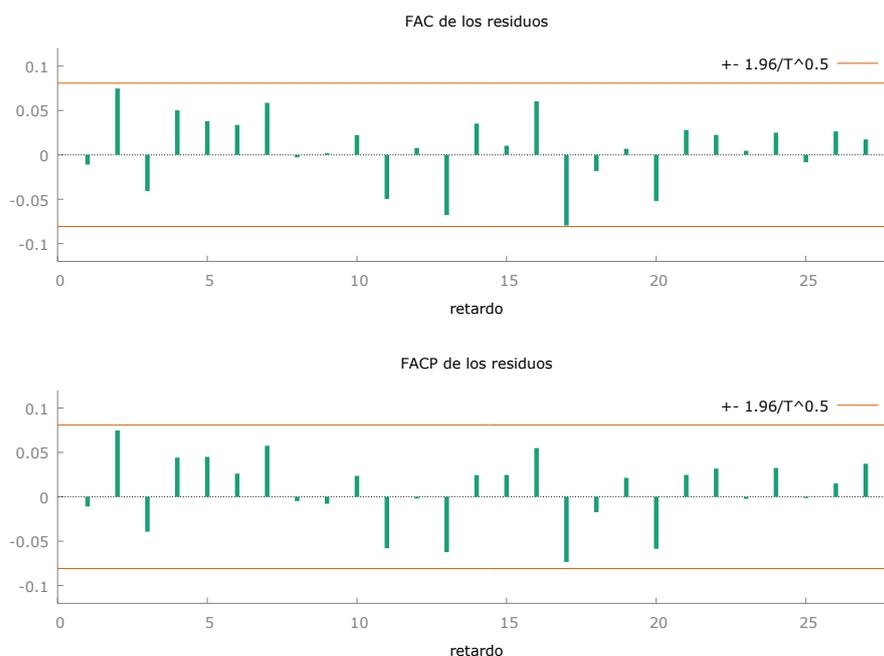


Gráfico 3. Correlograma de los residuos estandarizados del modelo GARCH(1,1) sobre la serie de rendimientos de Servicios Financieros.

Existen otras dos series para las que se ha escogido modelos distintos al GARCH(1,1). En primer lugar, el índice de tecnología y telecomunicaciones. Si bien el modelo GARCH(1,1) sin constante era el que presentaba mejores resultados para los criterios de Akaike y Schwarz, se ha optado por un ARCH(2) ya que presentaba niveles altos de significatividad para la constante y, además, un retardo de la variable, algo que no ocurría para el modelo GARCH. La justificación es análoga a la del índice de materiales, dando prioridad a la inclusión de una constante frente a otros criterios. Por último, el índice de servicios de consumo ha sido un caso excepcional, siendo el único en el que los coeficientes no presentan un alto grado de significatividad en ningún caso. El modelo ARCH(1) con retardo y sin constante, es el único que consigue presentar significatividad en todos los coeficientes. Aun así, el modelo fracasa en el test de Anderson a partir del quinto retardo en los residuos. Todo esto indica que un modelo ARCH-GARCH podría no ser el adecuado para este índice. El factor que lo diferencia del resto de índices es que, en los meses anteriores a la caída experimentada por todos los valores en marzo de 2020 (debida al inicio del confinamiento), los servicios de consumo experimentaron una subida muy pronunciada de su valor (ver gráfico 4). En cualquier caso, debido a estas variaciones tan rápidas y pronunciadas, no ha sido posible encontrar un modelo ARCH verdaderamente satisfactorio.

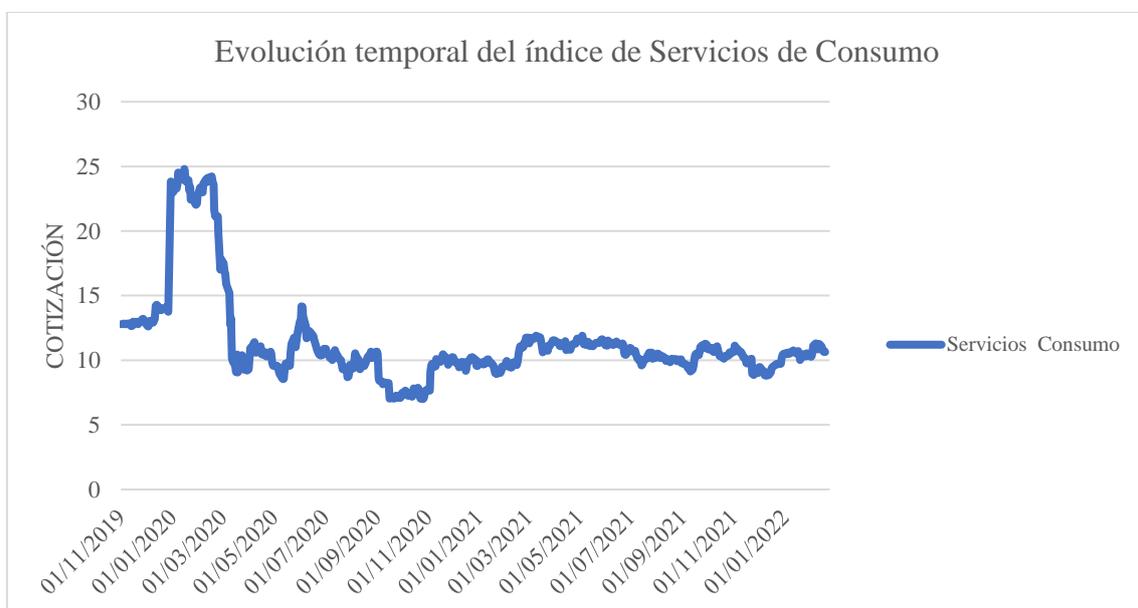


Gráfico 4. Evolución de la cotización del índice de Servicios de Consumo

Una vez comentadas las particularidades de los modelos escogidos, el siguiente paso ha sido llevar a cabo las predicciones para cada índice. El marco temporal que se ha escogido para la predicción son los 23 datos comprendidos entre el 18 de enero de 2022 y el 18 de

febrero del mismo año. El intervalo de confianza tomado ha sido de un 5%. La tabla 5 recoge la predicción puntual llevada a cabo por cada modelo. Para facilitar el análisis posterior, los índices aparecen ordenados de mayor a menor valor de la estimación.

ÍNDICE	MODELO	Predicción Puntual
Servicios Consumo	ARCH(1) retardo constante no sig.	0,637%
Servicios Financieros	GARCH(1,1) constante no sig.	0,121%
Tecnología/Telecomunicaciones	ARCH(2) con constante y retardo	0,115%
Global	GARCH(1,1) constante no sig.	0,056%
Servicios Inmobiliarios	GARCH(1,1) constante no sig.	0,035%
Mat/Industria/Construcción	GARCH(1,1) constante no sig.	0,027%
Petróleo y Energía	GARCH(1,1) constante no sig.	0,020%
Bienes Consumo	GARCH (1,1) constante no sig.	0,011%

Tabla 5. Predicciones puntuales para cada índice de rendimientos.

Para los modelos que no presentan un retardo, la predicción puntual es la variación diaria que el modelo predice para cada uno de los 23 días escogidos. Para los modelos que incorporan un retardo, la predicción no es la misma en todos los días, siendo el valor que aparece en la tabla el promedio de todas las estimaciones diarias. Dicho promedio posee únicamente la finalidad de asignar a los modelos un puesto en la tabla, no afectando a ningún otro posible cálculo posterior. En todos los casos, la predicción no distingue si la variación diaria predicha es positiva o negativa. La predicción se ha considerado aceptable (a posteriori) siempre que el valor real que toma la serie en cada punto esté dentro del intervalo de confianza de la estimación, algo que todos los modelos cumplen.

Una vez aclarado el funcionamiento de las predicciones, se ha procedido a interpretarlas de la siguiente manera: La cotización de los distintos sectores no va a sufrir grandes cambios de manera diaria. La máxima variación es de un 0,64%, con la menor siendo de un 0,01% Basado en esto, a 18 de enero de 2022, un inversor que buscara obtener una rentabilidad elevada invirtiendo en el IBEX debería recurrir a productos derivados o apalancamiento para conseguirla, exponiéndose a un mayor nivel de riesgo que aquel propio de cada índice. Por otra parte, los modelos permiten tomar una decisión de inversión informada en función de las expectativas del inversor. Los índices en la parte superior de la tabla presentan variaciones diarias mayores, especialmente los tres primeros, cuya variación está por encima del nivel de mercado, indicado por el índice global. Por lo tanto, un inversor con un perfil más agresivo debería optar por invertir en estos sectores de mayor volatilidad, buscando tomar una posición larga si sus expectativas

son alcistas o recurrir al uso de productos derivados si desea beneficiarse de un posible descenso del mercado. Por el contrario, un inversor interesado en tomar una decisión defensiva y protegerse contra un posible descenso del mercado debería, basado en los modelos, optar por invertir en aquellos sectores situados en la parte inferior de la tabla, o en caso de que sus inversiones previas se encuentren posicionadas en los sectores con una mayor dispersión, estudiar la posibilidad de realizar una operación de cobertura. En general, existe una clara diferencia entre los sectores cuyos rendimientos varían más que el mercado y aquellos que lo hacen en menor medida. Esto es un indicador de la relevancia de llevar a cabo un análisis sectorial a la hora de tomar decisiones de inversión en el IBEX35.

A priori, los resultados arrojados por el análisis realizado han permitido obtener conclusiones de aparente utilidad a la hora de tomar decisiones de inversión basadas en las empresas del IBEX35. No obstante, esto se basa, entre otras, en la premisa de que los modelos se ajustan a los datos con suficiente precisión como para que la previsión sea de confianza, algo que, como ya se anticipaba anteriormente en los comentarios sobre el índice de servicios de consumo, no tiene por qué ser cierto. Es necesario por lo tanto llevar a cabo un análisis más riguroso del funcionamiento de los modelos, mediante los intervalos de confianza y el error medio cuadrático del periodo en el que se han llevado a cabo las predicciones.



Gráfico 5. Gráfico de predicción de los rendimientos futuros del índice de Servicios Financieros.

Como puede verse en el gráfico 5, el intervalo de confianza abarca un rango muy amplio, con solo dos valores en el histórico del índice escapando de él. Es decir, debería ocurrir un evento que propiciara una variación diaria de la serie similar a la ocasionada por la pandemia para obtener un dato fuera del rango, algo excepcional. El mismo razonamiento puede aplicarse al resto de índices. Por lo tanto, puede concluirse que la condición de que los datos reales en el periodo de la predicción se encuentren contenidos al intervalo de confianza no resulta, por si sola, un buen criterio para juzgar la capacidad predictiva del modelo, ya que en condiciones estables siempre va a resultar trivial.

Por lo tanto, se debe recurrir al error cuadrático medio en el periodo estudiado para evaluar la capacidad predictiva del modelo. La siguiente tabla recoge el valor para cada uno de los índices de rendimientos en la primera columna. En la segunda, recoge el error obtenido de emplear para la predicción un modelo sin incluir una constante en aquellos índices en los que esta no era significativa:

ÍNDICE	Raíz del Error	Raíz del Error	Variación
	cuadrático medio	cuadrático medio sin constante	
Servicios Consumo	0,020238	N/A	N/A
Servicios Financieros	0,018284	0,018402	-0,000118
Tecnología/Telecomunicaciones	0,011915	N/A	N/A
Global	0,012963	0,012911	0,000052
Servicios Inmobiliarios	0,092541	0,092617	-7,6E-05
Mat/Industria/Construcción	0,018398	N/A	N/A
Petróleo y Energía	0,012404	0,012353	5,1E-05
Bienes Consumo	0,016043	0,016005	3,8E-05

Tabla 6. Medición del error generado por la inclusión de la constante.

Inmediatamente se puede apreciar que el error adicional en el que se incurre por añadir la constante es muy bajo en todos los casos, llegando a producir el efecto contrario (una mejor predicción) para los índices de Servicios Financieros y Servicios Inmobiliarios. Por lo tanto, se puede afirmar que la inclusión de la constante para aportar estabilidad al modelo es lógica y útil. Otro aspecto destacable es que el índice de

Tecnología/Telecomunicaciones, modelizado empleando un proceso ARCH(2) ha producido el error más bajo. Por lo tanto, no se puede afirmar una clara dominancia del modelo GARCH(1,1) a la hora de llevar a cabo las predicciones. ARCH(2) era, además, el único modelo que presentaba significatividad elevada en todos sus coeficientes, incluida la constante. Solo dos modelos cometen un error superior al 0,02. El primero de ellos es el respectivo al índice de Servicios de Consumo. Esto es notable ya que se trata de la serie que presentó mayores problemas en la fase de modelización, resistiendo la mayoría de las modelos y obteniendo grados de significatividad bajos en los coeficientes (así como presentando problemas en los residuos). De estos dos casos en conjunto se infiere que el nivel de significatividad es un factor clave a la hora de minimizar el error cometido.

El segundo modelo que presenta un error notable es el correspondiente al índice de servicios inmobiliarios, con un valor muy superior al de cualquier otra serie. Analizándolo, se observa que dicho error viene explicado por una variación extraordinaria, de un 4,3%, en el último día analizado, el 18 de febrero. Dado que el modelo solo ofrece datos cuantitativos, no es posible determinar si está variación repentina supone un suceso atípico o se debe a un cambio importante que va a tener un efecto a medio plazo en los valores del índice y por lo tanto requiere descartar y replantear el modelo, puesto que afecta enormemente a la significatividad de los coeficientes estimados. Esta dificultad para juzgar la validez del modelo, generada por una variación inconsecuente con los rendimientos de días anteriores es un atisbo de las limitaciones inherentes a los modelos GARCH para series financieras. Sobre dichas limitaciones versa el siguiente capítulo de este trabajo, en el que se han explorado en mayor detalle.

CAPITULO V. PROBLEMAS Y LIMITACIONES DE LOS MODELOS GARCH.

En el transcurso del capítulo anterior se han encontrado los modelos GARCH que parecen adaptarse mejor a los datos tratados. Sin embargo, numerosos modelos han presentado problemas de significatividad de coeficientes, entre ellos el sector de Servicios de Consumo, para el cual no se ha logrado encontrar un modelo verdaderamente satisfactorio. Es interesante por lo tanto abordar la cuestión de la posible existencia de modelos que se adapten mejor a los datos tratados. El siguiente paso lógico consiste en considerar las llamadas GARCH Variants. En 1991 Daniel B. Nelson identificaba una serie de

problemas con el modelo GARCH, de los cuales dos resultan de particular interés para este trabajo. El primero de ellos: “Investigadores, comenzando por Black (1976), han encontrado evidencia de que los rendimientos de los títulos bursátiles presentan una correlación negativa con los cambios en los rendimientos de la volatilidad, es decir, la volatilidad tiende a elevarse como respuesta a las “malas noticias” (exceso de rendimientos más grande de lo esperado) y caer en respuesta a las “buenas noticias” (exceso de rendimientos más alto de los esperado). Los modelos GARCH, sin embargo, asumen solamente que la magnitud y no el signo del exceso de rendimiento no anticipado determina el parámetro σ_t^2 .” (Nelson, 1991). Es decir: el signo de los rendimientos importa, ya que un aumento de la volatilidad suele ir relacionado con un descenso de los rendimientos; por contra, un descenso de la volatilidad se asocia con rendimientos mayores de lo esperado. Sin embargo, los modelos GARCH no incorporan este factor, por lo que de ser cierta la hipótesis para los índices estudiados en el trabajo, un modelo que sí tenga en cuenta este efecto apalancamiento⁴ podría mejorar la calidad de la predicción. Si se representan gráficamente la serie de cotizaciones del índice de Materiales, Industria y Construcción y su volatilidad, entendida como los rendimientos elevados al cuadrado se obtiene la siguiente comparación:

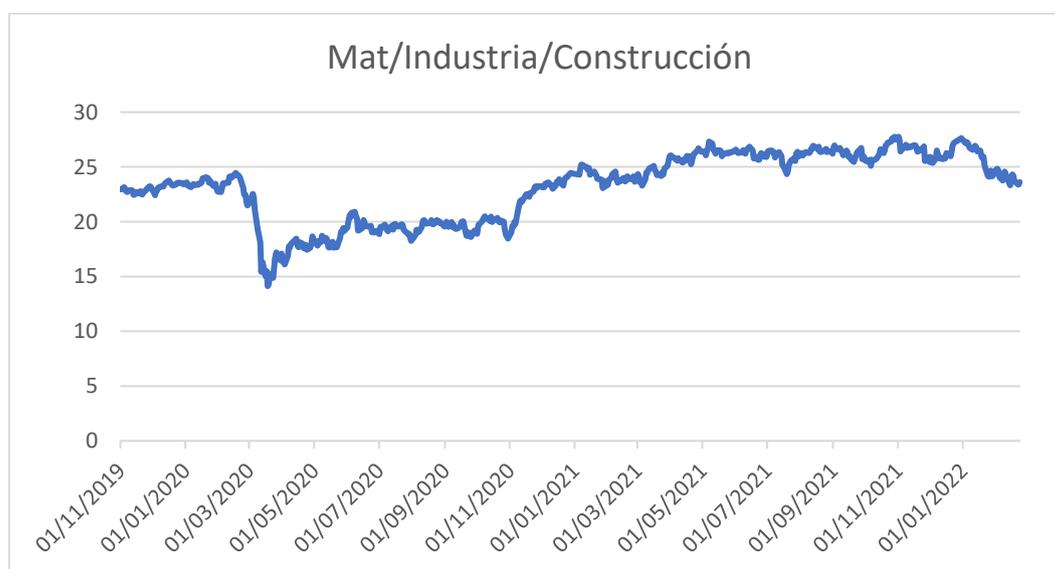


Gráfico 6. Serie de cotizaciones del índice de Materiales, Industria y Construcción.

⁴ Como, por ejemplo, el propuesto en el mismo artículo por el propio Daniels.

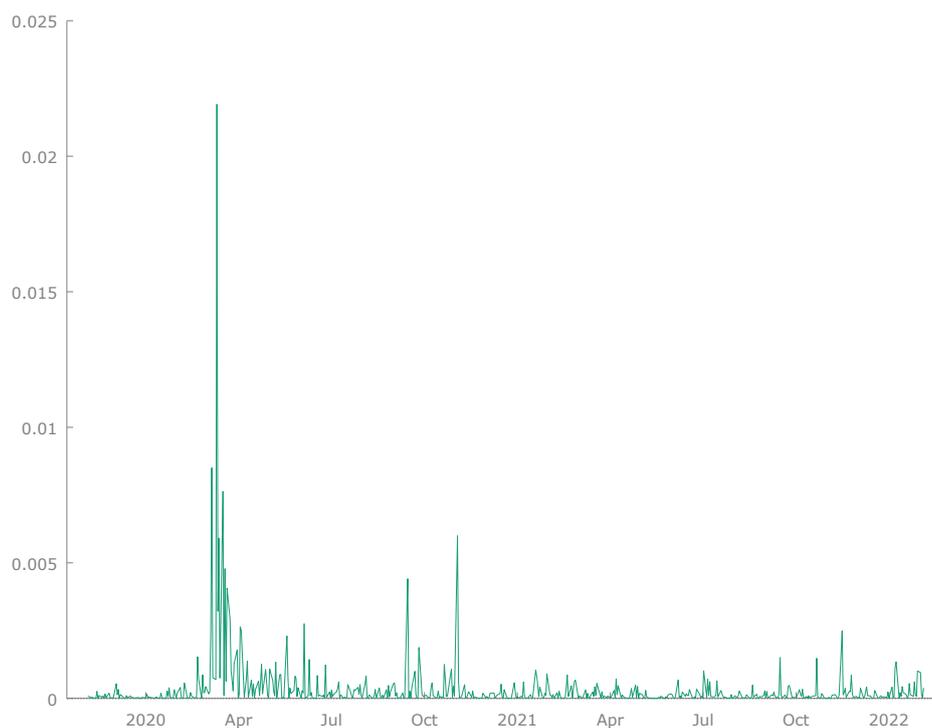


Gráfico 7. Serie de volatilidad de los rendimientos del índice de Materiales, Industria y Construcción.

Inmediatamente puede apreciarse que, en efecto, los mayores niveles de volatilidad se producen al mismo tiempo que el mayor descenso en las cotizaciones, durante marzo de 2020. Los momentos de recuperación del precio del índice, por contra, no suponen un aumento tan pronunciado en la volatilidad. Por lo tanto (si bien esto no es así para todas las series estudiadas), existe evidencia gráfica de que la hipótesis planteada por Nelson podría ser cierta en el caso del índice representado, y un modelo que incluyera este factor representaría mejor la realidad.

Por otra parte, Daniel también escribe que: *“Un tercer inconveniente del uso de modelos GARCH concierne la interpretación de la “persistencia” de los shocks a la varianza condicional. En muchos estudios del comportamiento de las series temporales de la volatilidad de los activos (p.ej., Poterba and Summers (1986), French, Schwert, and Stambaugh (1987), and Engle and Bollerslev (1986a)), la pregunta central ha sido cuando persisten los shocks a la varianza condicional. Si los shocks de volatilidad persisten de manera indefinida, podrían desplazar toda la estructura de primas de riesgo, y por lo tanto es probable que tengan un impacto significativo en las inversiones en bienes de capital de larga duración (Poterba and Summers (1986)).”* (Nelson, 1991). Dado que el periodo temporal con el que se ha trabajado abarca un importante shock, en la forma

de la pandemia global COVID-19, una modelización adecuada del efecto a largo plazo de la misma podría resultar en una mejora de la capacidad predictiva de los modelos.

Por último, en 2005 Peter R. Hansen y Asger Lunde comparaban la capacidad para describir la varianza condicional para 330 GARCH Variants, con el fin de descubrir si, utilizando los rendimientos de IBM como datos, dichos modelos, más sofisticados eran capaces de rendir mejor que un modelo GARCH(1,1). Alcanzaron la conclusión que el modelo GARCH(1,1) se veía claramente superado en capacidad para el análisis de los rendimientos de IBM y que los modelos que presentaban un buen desempeño para los rendimientos de IBM eran aquellos que podían acomodar un efecto apalancamiento. (Hansen & Lunde, 2005). Confirman, por lo tanto, empíricamente la veracidad de la teoría de Daniel Nelson sobre el efecto apalancamiento para una serie de rendimientos.

En conclusión, si bien es imposible obtener una respuesta concluyente, parece que las GARCH Variants podrían mejorar la capacidad predictiva sobre algunas de las series que se han tratado.

```
Modelo 1: GARCH, usando las observaciones 2019-11-04:2022-02-08 (T =
Variable dependiente: ld_MatIndustriaConstruccion
Desviaciones típicas basadas en el Hessiano
```

	coeficiente	Desv. típica	z	valor p	
const	5.85993e-05	0.000571909	0.1025	0.9184	
alpha(0)	1.45420e-05	5.39276e-06	2.697	0.0070	***
alpha(1)	0.129523	0.0280642	4.615	3.93e-06	***
beta(1)	0.824674	0.0364847	22.60	4.03e-113	***
Media de la vble. dep.	0.000050	D.T. de la vble. dep.	0.018547		
Log-verosimilitud	1622.698	Criterio de Akaike	-3235.396		
Criterio de Schwarz	-3213.479	Crit. de Hannan-Quinn	-3226.859		

Modelo 1. GARCH (1,1) con constante para el índice de Materiales, Industria y Construcción. Elaborado con el programa GRETL.

```
Model: EGARCH(1,1) [Nelson] (Normal)
Dependent variable: ld_MatIndustriaConstruccion
Sample: 2019-11-04 -- 2022-02-08 (T = 592), VCV method: Robust
```

Conditional mean equation

	coeficiente	Desv. típica	z	valor p	
const	-0.000301041	0.000167173	-1.801	0.0717	*

Conditional variance equation

	coeficiente	Desv. típica	z	valor p	
omega	-0.360665	0.0882670	-4.086	4.39e-05	***
alpha	0.122747	0.0386576	3.175	0.0015	***
gamma	-0.161705	0.0320755	-5.041	4.62e-07	***
beta	0.967641	0.00916586	105.6	0.0000	***

Llik: 1637.21812 AIC: -3264.43625
BIC: -3242.51872 HQC: -3255.89907

Modelo 2. EGARCH(1,1) con constante para el índice de Materiales, Industria y Construcción. Elaborado con el programa GRETL.

Al comparar el modelo GARCH(1,1) (Ver modelo 1) con un modelo EGARCH(1,1) (Ver modelo 2), propuesto por Nelson, que incorpora el factor apalancamiento, se ha encontrado que el modelo encuentra significatividad máxima para los nuevos coeficientes omega y gamma, así como logra una significatividad débil de la constante, algo que no se da en el GARCH(1,1). Además, los criterios de Akaike (AIC) y Schwarz (BIC) favorecen al modelo EGARCH(1,1), que los minimiza. Todo esto sugiere que este modelo permitiría llevar a cabo una predicción más precisa. Lamentablemente, GRETL no incorpora una función de predicción para las GARCH variants, siendo necesario programar las predicciones manualmente, algo que por limitaciones de tiempo y espacio no se ha podido llevar a cabo en este trabajo.

La segunda limitación que presentan los modelos econométricos proviene de su naturaleza como métodos cuantitativos. En el apartado anterior se ha establecido, mediante las predicciones, qué sectores anticipaban una mayor o menor variación en sus rendimientos diarios. Sin embargo, estos modelos no aportan ninguna información sobre por qué ocurren esas discrepancias sectoriales en las variaciones. Las predicciones efectuadas anticipan que el sector de Servicios Financieros y el de Tecnología y Telecomunicaciones experimentarán unas variaciones diarias de sus rendimientos similares en el mes estudiado, pero no ofrece ninguna información al respecto, más allá de la que se supone contenida en sus cotizaciones diarias pasadas. Por ejemplo, podría darse el caso de que uno de los índices presente estos resultados debido a factores coyunturales, mientras que el otro lo haga por motivos estructurales. Una estrategia de inversión basada exclusivamente en las predicciones que se han obtenido mediante el uso de modelos GARCH estaría incurriendo en un gran riesgo debido a la falta de información cualitativa que esto conlleva, especialmente cuanto mayor sea el plazo de predicción y por lo tanto más varíen las circunstancias que determinan la cotización.

Trabajar exclusivamente con las cotizaciones pasadas a la hora de tomar decisiones de inversión supone rechazar tácitamente la hipótesis de mercado eficiente. En su vertiente débil, la más aceptada actualmente, dicha hipótesis se define como: *“Los precios reflejan la información hasta el punto en el que los beneficios marginales de actuar basándose en la información (el beneficio a obtener por ello) no exceda los costes marginales.* (Jensen, 1978).” (Fama, 1991). Es decir, que las cotizaciones reflejan adecuadamente la información disponible, salvo aquella que sea excesivamente costosa de obtener. De aceptarse, esto implica que los rendimientos de una serie financiera no tienen

autocorrelación (o esta es tan leve que no resulta significativa) y se comportan en la práctica como un paseo aleatorio. Si esto se cumple, entonces las predicciones que se han llevado a cabo en este trabajo serían fútiles, puesto que cualquier rentabilidad superior al mercado derivada del uso de los métodos descritos sería una cuestión de suerte, y no de una gestión activa fundamentada.

La hipótesis de mercado eficiente resulta extremadamente controversial, con numerosos argumentos a favor y en contra coexistiendo incluso en la actualidad. En el trabajo previamente citado, Eugene Fama recoge y discute, agrupándolos bajo la nomenclatura de *tests for return predictability*, algunos de dichos argumentos, llegando a la conclusión de que, en el corto plazo los rendimientos diarios y semanales son predecibles a partir de los retornos pasados, rechazando el antiguo modelo de eficiencia de mercado-constante para los rendimientos esperados, pero que sin embargo, al menos para stocks individuales, la variación en los rendimientos diarios y semanales esperados es una pequeña parte de la varianza de los rendimientos. En el largo plazo afirma que los test parecen sugerir que existe una correlación negativa fuerte en los rendimientos anuales para series de entre 2 y 10 años, debido a componentes (estacionarios) temporales de los precios. Sin embargo, dichas conclusiones se ven empañadas por el bajo poder estadístico de los métodos empleados (Fama, 1991). En esencia, si bien existe evidencia de autocorrelación en series financieras (al menos, en el mercado estadounidense), tanto a corto como largo plazo, dicha evidencia o bien presenta una capacidad explicativa muy baja o el método empleado para encontrarla es de baja fiabilidad, respectivamente. Para completar este apartado se han consultado otros artículos. Si bien no existe, o no se ha encontrado, un estudio de la eficiencia del mercado que se ciña al IBEX en el periodo tratado por este trabajo, un artículo que analiza *la return predictability* en 11 mercados occidentales concluye que: “*Aunque todos los índices presentan efecto ARCH y no-normalidad, solo la mitad de ellos muestran un efecto apalancamiento. Aparentemente, el efecto apalancamiento no es una característica prevalente en todos los mercados de acciones nacionales. Se ha encontrado una correlación significativa en siete índices, pero la fracción de la varianza explicada por las estimaciones es tan baja que ninguno de los mercados presenta ineficiencias en el sentido de (Jensen. 1978)*” (Bos, 1994), un resultado muy similar a lo expresado por Fama para el DAX. En un trabajo de fin de grado en la UAB sobre la hipótesis de mercados eficientes en el IBEX, se encuentra que: “*De hecho, cuando empleamos modelos GARCH que corrigen los efectos de la volatilidad que pueden causar*

algún patrón, los niveles de significación de las variables con retardos son inexistentes. En otras palabras, las series de precio son independientes y no se pueden utilizar para predecir el futuro.” (López Barrantes, 2016).

Por el contrario, diez años antes, en 2006, McMillan y Quiroga afirmaban, para el IBEX35, que la introducción de contratos mini-futuro había reducido la eficiencia de la relación entre el mercado spot y el de futuros de tamaño completo. (McMillan & Quiroga Garcia, 2008). Para concluir que más investigación sería necesaria para alcanzar una conclusión definitiva sobre el impacto de los, en aquel momento recién introducidos, mini futuros en la eficiencia del mercado español. Por último, Burton G. Malkiel en su artículo *Reflections on the Efficient Market Hypothesis: 30 Years Later* muestra como no existe evidencia de que los inversores profesionales, tanto estadounidenses como europeos, rindan mejor que un fondo indexado, sugiriendo que los precios de mercado sí reflejan toda la información disponible, tal y como aventura la hipótesis de mercados eficientes. (Malkiel, 2009).

En conclusión, si bien no existe evidencia conclusiva de que los índices sectoriales españoles se comporten como un paseo aleatorio, es importante conocer el marco teórico en el que se sitúan los métodos cuantitativos en la actualidad a la hora de tomar una decisión informada sobre su uso para llevar a cabo predicciones, tal y como se había propuesto originalmente en este trabajo. En el apartado de conclusiones se ha discutido como este conocimiento puede influir e informar las decisiones de un inversor a la hora de diseñar una estrategia de inversión efectiva.

Independientemente de lo anterior, resulta innegable que un modelo basado únicamente en las cotizaciones del pasado no puede en ningún caso anticipar un shock de oferta repentino. El 24 de febrero de 2022, Rusia lanza una campaña militar en territorio ucraniano. A modo de respuesta, conforme la UE anuncia paquetes de sanciones a la potencia invasora, el IBEX35 sufre la caída más rápida desde el confinamiento en marzo de 2020. El modelo GARCH(1,1) escogido previamente para llevar a cabo las predicciones anticipa, modelizando sus valores hasta el día 23 de febrero, unos rendimientos del 0,039% diarios durante la semana siguiente. Si se compara con los rendimientos reales del índice, se obtienen los siguientes resultados:

Fecha	Cierre	Rendimientos	Predicción	Diferencia
23/02/2022	8440,1			
24/02/2022	8198,5	-2,863%	0,039%	-2,824%
25/02/2022	8486,6	3,514%	0,039%	3,475%
28/02/2022	8479,2	-0,087%	0,039%	-0,049%
01/03/2022	8188,2	-3,432%	0,039%	-3,393%
02/03/2022	8321	1,622%	0,039%	1,583%
03/03/2022	8011,4	-3,721%	0,039%	-3,682%
04/03/2022	7720,9	-3,626%	0,039%	-3,587%

Tabla 7. Comparativa entre los rendimientos reales del IBEX35 y la predicción GARCH(1,1) sobre el índice global.

Como puede apreciarse, la predicción dista enormemente del valor real que tomó el IBEX35 la mayoría de los días, tendencia que se mantendría de alargar el plazo de predicción. Si bien los valores entran dentro del intervalo de confianza del modelo, por lo que no lo invalidarían, es claro que la predicción resulta de muy escasa utilidad a la hora de valorar la volatilidad real de los rendimientos durante este periodo. Por lo tanto, se hace patente que la imposibilidad de identificar el posible aumento de la variación debido a factores de riesgo externos se trata de una carencia de los modelos GARCH como herramienta de predicción. Si se tomara un horizonte a largo plazo, estos errores resultarían de menor importancia, puesto que eventualmente el shock inicial se acaba corrigiendo, y como se ha comentado anteriormente, los modelos GARCH Variants permiten incorporar los efectos a largo plazo que pueda generar el shock sobre los residuos. Sin embargo, tal y como se ha visto anteriormente, cuanto mayor es el horizonte temporal de la predicción menos relevantes son los factores que actualmente informan el valor de los rendimientos, por lo que la capacidad predictiva del modelo disminuye enormemente. En conclusión, no existe una manera para los modelos empleados de solventar el problema de los shocks de oferta.

Tras el análisis exhaustivo de los problemas encontrados durante el proceso de elaboración de los modelos y su posterior uso para la realización de predicciones, solo resta alcanzar unas conclusiones sobre el trabajo realizado y sus implicaciones, tema sobre el que versa el último capítulo.

CAPÍTULO VI. CONCLUSIONES.

En primer lugar, es imperativo evaluar el grado de consecución del objetivo inicial: elaborar una metodología, empleando modelos GARCH, que asista eficazmente en la

toma de decisiones de inversión dentro del marco de los diversos sectores a los que pertenecen las empresas que forman el IBEX35. La realidad es que, por los motivos expresados en el apartado anterior, el resultado alcanzado no resulta satisfactorio. Dada la existencia en la actualidad de modelos de mayor complejidad y poder explicativo, como aquellos de tipo multivariante, la estrategia aquí empleada, por su sencillez, sería atractiva únicamente para inversores particulares o pequeñas empresas con un excedente temporal de tesorería, que pueden destinar pocos recursos al diseño de su estrategia de inversión. Sin embargo, tanto para un horizonte a corto como largo plazo los modelos presentan serias limitaciones que permiten cuestionar su utilidad. En el corto plazo (inferior a una semana), donde la evidencia de la existencia de autocorrelación en las series financieras era más sólida, se observaba que los modelos GARCH por definición no son capaces de hacer frente a la aparición de nueva información que afecte a los precios repentinamente. En un marco temporal tan pequeño si se dieran dichos cambios espontáneos en la valoración de los índices probablemente terminarían explicando la mayor parte del resultado obtenido, invalidando la utilidad del modelo. En el largo plazo, este tipo de shocks no suponen un problema tan importante, puesto que los shocks de precio tenderán a corregirse con el tiempo, y si provocan un efecto a largo plazo este puede capturarse mediante el uso de modelos GARCH variants, bastando simplemente con reelaborar la predicción incorporando los nuevos datos. Sin embargo, cuanto más alejados en el tiempo son los valores que se buscan predecir, menor es la relevancia de los datos históricos de los que se dispone en el momento de la elaboración del modelo. Cuanto mayor es el plazo temporal, más cuestionable resulta la evidencia de autocorrelación en la serie, motivo por el que se concluye que resulta desaconsejable el empleo de modelos GARCH para llevar a cabo predicciones a largo plazo.

Por lo tanto, la situación ideal para la metodología desarrollada en este trabajo sería la de un inversor no profesional buscando llevar a cabo inversiones a muy corto plazo en una situación de estabilidad del mercado. En esas circunstancias, y teniendo en cuenta los costes de transacción derivados de una gestión activa, resulta difícil recomendar el empleo del método aquí descrito en lugar de simplemente tomar en cuenta el consejo de Malkiel, renunciar a batir la rentabilidad del mercado y adscribirse a un fondo indexado al IBEX35 con costes de transacción mínimos.

Sin embargo, pese a que el objetivo inicial no se ha logrado, la metodología no carece de utilidad. Mediante su uso, se han podido identificar diferencias en los rendimientos

esperados entre los diversos sectores del IBEX35. Esta información podría emplearse para tomar una decisión sobre qué sectores estudiar más a fondo, mediante un análisis cualitativo, en función del perfil de riesgo deseado. De esta manera, se estarían empleando los modelos no como una herramienta de predicción en si misma, si no como una suerte de estudio preliminar, impreciso, pero de bajo coste, que informe la decisión de en qué sectores invertir más recursos con la finalidad de llevar a cabo un análisis más exhaustivo. Esta es la conclusión más importante de este trabajo. La noción de que, mediante la combinación de métodos puede alcanzarse un sistema de toma de decisiones de inversión más completo y eficiente.

Para concluir, solo resta comentar brevemente como podría, en futuros trabajos, construirse sobre lo aquí desarrollado. Elaborar los índices de una manera más rigurosa, eliminando simplificaciones sería una manera de mejorar el proceso, puesto que se ajustaría mejor a la realidad. Igualmente, el uso de GARCH variants permitiría aumentar la precisión de los datos obtenidos, puesto que se lograría una mejor modelización de la volatilidad de los residuos. Por otra parte, aplicar la metodología descrita a otros índices bursátiles permitiría realizar comparaciones sobre los rendimientos de los mismos sectores en países diferentes. Sería también interesante repetir este estudio, para el IBEX35, más allá en el tiempo, a fin de comparar los resultados obtenidos y medir la evolución de las expectativas para los rendimientos de los diversos sectores estudiados.

Bibliografía

- Akaike, H. (1973). Information Theory and an Extension of the Maximum Likelihood Principle. *Proceeding of the Second International Symposium on Information Theory*, 267-281.
- Akigray, V. (1989). , Vol. 62, No. 1 (Jan., 1989), pp. 55-80. *The Journal of Business*, Vol. 62, No. 1 , pp. 55-80.
- Bollerslev, T. (1986). Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity. *Journal of Econometrics*(31), 307-327.
- Bolsa de Madrid. (21 de Marzo de 2022a). *Precios de la sesión*. Obtenido de <https://www.bolsamadrid.es/esp/asp/Mercados/Precios.aspx?indice=ES1100000000>
- Bolsa de Madrid. (23 de Marzo de 2022b). *Normas técnicas para la composición y cálculo de los índices IBEX*. Obtenido de https://www.bolsamadrid.es/docs/SBolsas/docsSubidos/NormasIndices/Normas_Indices_lbex_esp.pdf
- Bolsa de Madrid. (Marzo de 2022c). *Listado de Empresas por Sectores*. Obtenido de <https://www.bolsamadrid.es/esp/asp/Empresas/EmpresasPorSectores.aspx?sector=01>
- Bolsas y Mercados Españoles. (Marzo de 2022). *Informe mensual IBEX25 sociedad de bolsas*. Obtenido de <https://www.bmerv.es/docs/Sbolsas/InformesSB/Mensual.pdf>
- Bos, J. (1994). Stock market efficiency the evidence from FTA Indices of eleven major stock markets. *De Economist* 142, 455-473.
- Engle, R. F. (July de 1982). Autoregressive conditional heteroscedasticity. *Econometrica*, 50(4), 987-1007.
- Fama, E. F. (1991). Efficient Capital Markets: II. *The Journal of Finance*, Vol. 46, No. 5, 1575-1617.
- Hansen, P., & Lunde, A. (2005). A Forecast Comparison of Volatility Models: Does Anything Beat a Garch(1,1)? *Journal of Applied Econometrics*, 873-889.
- Jensen, M. C. (1978). Some Anomalous Evidence Regarding. *Journal of Financial Economics*, Vol. 6, Nos. 2/3 , 95- 101.
- López Barrantes, A. X. (2016). La hipótesis de los mercados eficientes en el IBEX-35. Universitat Autònoma de Barcelona. Facultat d'Economia i Empresa.
- Ma, J. (13 de Marzo de 2020). Coronavirus: China's first confirmed Covid-19 case traced back to November 17. *South China Morning Post*.
- Malkiel, B. G. (2009). Reflections on the Efficient Market Hypothesis: 30 Years Later. *The Financial Review* 40, 1-9.
- McMillan, D. G., & Quiroga Garcia, R. (2008). Efficiency of the IBEX Spot-Futuresbasis: the impact of the Mini-Futures. *The Journal of Futures Markets*, Vol. 28, No. 4, 398–415.

- Nelson, D. B. (1991). Conditional heteroskedasticity in asset returns: a new approach. *Econometrica*, 347-370.
- Paso, R. L. (2011). Cálculo del Íbex-35. *eXtoikos*, IV, 137-139. Recuperado el Marzo de 2022, de <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=5584435>
- Poon, S.-H., & Granger, C. W. (June de 2003). Forecasting Volatility in Financial Markets: A Review. *Journal of Economic Literature*, 478-539.
- Rubalcaba, J. G. (2022). *Cosas que conviene saber al usar AIC, DIC y otros criterios de información*. Obtenido de https://jrubalcaba.github.io/posts/information_criterion/
- Schmidt, L. (2021). *Volatility Forecasting Performance of GARCH Models: A Study on Nordic Indices During COVID-19*. Umeå University, Department of Economics.
- Schwarz, G. (1978). Estimating the dimension of a model. *The Annals of Statistics*, 461-464.
- Yahoo! Finanzas. (2022). Obtenido de <https://es.finance.yahoo.com/>