

# Universidad de Oviedo FACULTAD DE ECONOMÍA Y EMPRESA

# MÁSTER INTERUNIVERSITARIO EN ECONOMIA: INSTRUMENTROS DEL ANÁLISIS ECONÓMICO

# **CURSO ACADÉMICO 2023 -2024**

# TRABAJO FIN DE MÁSTER: ESTIMACIÓN DEL VALUE AT RISK PARA ÍNDICES BURSÁTILES HACIENDO USO DE MODELOS DE HETEROCEDASTICIDAD CONDICIONAL

Alumno: ROY ANTONY CHACON GARCIA

Tutor académico: JESÚS MARIA ARTECHE GONZALEZ

OVIEDO, 20 DE JUNIO DE 2024

# Contenido

1. I	Introd	lucción	4
2. N	Marco	) teórico	5
2.1	. Serie	es financieras	5
2	2.1.1.	Características	6
2.2	2. N	Modelos de heterocedasticidad condicional:	6
2.2	2.1.	Modelos ARCH	6
2	2.2.2.	Modelos GARCH	7
2	2.2.3.	Modelos EGARCH	7
2	2.2.4.	Modelos TGARCH	8
2.3	s. D	Distribución de zt	8
2.4	. V	<sup>v</sup> aR	9
2	2.4.1.	Definición	9
2	2.4.2.	¿Como se calcula?	9
3. I	Datos	y metodología	10
4. I	Evalua	ación de los modelos - Backtesting	13
5. I	Result	ados	14
5.1	. A	decuación estadística:	14
5.2	2. F	unción de Pérdida	20
6. (	Concl	usiones	20
Rihlia	ografís	a	22

# Índice de tablas y figuras

Tabla 1: Estadísticas descriptivas de los retornos diarios	11
Figura 1: Rentabilidad diaria compuesta continua de los índices bursátiles	11
Figura 2: Index 100 – Rendimiento acumulado diario	12
Tabla 2: Modelos con el p-valor más alto de la prueba de cobertura incondicional (VaR 1%)	17
Tabla 3: Modelos con el p-valor más alto de la prueba de cobertura condicional (VaR 1%)	18
Tabla 4: Modelos con el p-valor más alto de la prueba de cobertura incondicional (VaR 5%)	19
Tabla 5: Modelos con el p-valor más alto de la prueba de cobertura condicional (VaR 5%)	19
Tabla 6: Mejores modelos según su puntaje en la función de perdida (VaR 1%)2	20
Tabla 7: Mejores modelos según su puntaje en la función de perdida (VaR 5%)2	20
Tabla 8: Resultados de las pruebas que obtuvieron todos los modelos estimados (VaR 1%)	23
Tabla 9: Resultados de las pruebas que obtuvieron todos los modelos estimados (VaR 5%)	28
Figura 3: VaR(1%) S&P 500 - AR(1)GARCH(2,2) - distribution : t-student	33
Figura 4: VaR(1%) Dow Jones - AR(1)EGARCH(1,1) - distribution : t-student3	3
Figura 5: VaR(1%) Ibex 35 - AR(1)EGARCH(1,1) - distribution: normal3	4
Figura 6: VaR(1%) Nasdaq - AR(1)TGARCH(2,2) - distribution : t-student	34
Figura 7: VaR(1%) Nikkei 225 - AR(1)EGARCH(2,2) - distribution : t-student3	35
Figura 8: VaR(1%) Hang Seng - AR(1)EGARCH(2,2) - distribution: normal3	35
Figura 9: VaR(5%) S&P 500 - AR(1)EGARCH(2,1) - distribution : generalized error3	36
Figura 10: VaR(5%) Dow Jones - AR(1)EGARCH(2,1) - distribution : generalized error	36
Figura 11: VaR(5%) Ibex 35 - AR(1)GARCH(2,2) - distribution : normal	37
Figura 12: VaR(5%) Nasdaq - AR(1)GARCH(2,2) - distribution : t-student3	7
Figura 13: VaR(5%) Nikkei 225 - AR(1)TGARCH(1,2) - distribution : normal3	8
Figura 14: VaR(5%) Hang Seng - AR(1)TGARCH(2,2) - distribution : generalized error	8

#### 1. Introducción

El Value at Risk es una de las medidas de riesgos más utilizadas por las instituciones financieras y entidades reguladoras, con el fin de gestionar de manera adecuada el riesgo a un evento que perjudique de manera negativa y en gran magnitud a la institución. Representa la perdida más grande que podría enfrentar un portafolio bajo un nivel de confianza establecido y en un horizonte temporal especifico. Esta pérdida se podría expresar en términos del valor del portafolio o simplemente en términos de su rendimiento. Uno de los métodos más representativos para cuantificarlo es a través de modelos paramétricos con heterocedasticidad condicional que permiten calcular la volatilidad de la serie de retornos del portafolio (o activo financiero) condicionada a la información disponible que se tiene hasta un determinado periodo, asumiendo cierta distribución para las innovaciones que afectan a los retornos del portafolio. Dichos modelos tienen ciertas particularidades, aunque todos ellos se caracterizan por permitir la formación de agrupaciones de volatilidad. Mientras unos recogen la reacción asimétrica de los retornos ante un evento negativo o positivo (como el caso de los EGARCH y TGARCH), otros asumen que dicha reacción es la misma para ambos eventos (como el caso de los ARCH y GARCH). A pesar de ello, varias investigaciones han encontrado evidencia de que los modelos mencionados previamente son capaces de producir predicciones confiables de la volatilidad. Angelidis, Benos & Degiannakis (2004) hacen uso de tres tipos de modelos GARCH con distribuciones t-Student y generalized error (ged) con el fin de demostrar que son capaces de producir predicciones del VaR superiores a las que se producen asumiendo una distribución normal de los retornos. En concreto, aplicaron los modelos GARCH, GARCH exponencial (EGARCH) y umbral GARCH (TGARCH) a 5 series de rendimientos univariantes, encontrando que la elección de una distribución de cola pesada mejora significativamente la predicción del VaR, pero la elección del modelo de volatilidad parece ser irrelevante. Además, realizaron una evaluación de cada modelo estimado haciendo uso de una función de perdida y evidenciaron que la combinación de la distribución t-Student con el modelo EGARCH más simple produce predicciones del VaR más adecuadas para la mayoría de las series univariantes usadas.

Asimismo, existen muchos estudios que evidencian la importancia de tomar en cuenta las colas pesadas y la asimetría que presentan las distribuciones de los retornos financieros con el fin de realizar una estimación precisa del verdadero VaR. Braione & Scholtes (2016) analizaron la contribución de las distribuciones sesgadas en el rendimiento de las predicciones one-step-ahead del VaR en base a modelos aplicados a series univariantes y multivariantes. Para esto, consideraron tres distribuciones simétricas (normal, t-Student y exponencial multivariante) y sus correspondientes contrapartes sesgadas, con el fin de evaluar posteriormente la precisión de los modelos al generar predicciones del VaR a través de pruebas de backtesting como son las de cobertura condicional, cobertura incondicional o independencia, entre otras. Encontraron que tener en cuenta las colas pesadas y la asimetría genera que las predicciones del VaR sean más precisas, tanto en la forma univariante como en la multivariante, mientras que solo considerar las colas pesadas genera peores resultados que sus homólogas sesgadas, siendo la diferencia más pronunciada con un VaR del 5%.

El propósito de esta investigación es identificar los modelos que generen predicciones del VaR que mejor se ajusten al nivel de confianza establecido. Consideramos predicciones del Value at Risk al 99% y 95% de confianza para los índices bursátiles S&P 500, Dow Jones Industrial Average, Nasdaq Composite, Nikkei 225, IBEX 35 y Hang Seng. Para esto usaremos los modelos de heterocedasticidad condicional GARCH, EGARCH y TGARCH, con el fin de estimar la volatilidad de los retornos, y consideraremos 3 distribuciones distintas para los retornos: normal, t-Student y ged (generalized error). Con ayuda de estos modelos se realizará un total de 500 predicciones one-step-ahead del VaR para cada índice. Posteriormente, para evaluar la precisión de las predicciones y la preferencia entre los modelos estimados usaremos pruebas de cobertura condicional e incondicional, además de una función de perdida que nos ayudará a comparar entre modelos.

Nuestros resultados muestran que el modelo que funciona mejor para un índice no necesariamente es el que mejor funciona con el resto de los índices. Asimismo, si un modelo funciona mejor para predecir el VaR al 99% de confianza, no necesariamente será el que mejor funcione para predecir un VaR al 95% para el mismo índice. En base a la predicción de un VaR al 99%, se encontró que 4 de los 6 índices tienen seleccionado como mejor modelo al EGARCH, y que 4 de los 6 índices (estos 4 distintos a los 4 mencionados previamente) asumen una distribución t-Student de los retornos para sus modelos seleccionados. Además, se encontró que para el caso del Ibex 35, el modelo seleccionado asume una distribución normal, tanto para la predicción del VaR al 99% como al 95% de confianza; lo mismo sucede para el Nasdaq, el modelo seleccionado asume una distribución t-Student ya sea para la predicción del VaR al 99% como al 95% de confianza.

#### 2. Marco teórico

### 2.1. Series financieras

En línea con lo que señala Campbell, Lo, y MacKinlay (1997), la gran mayoría de estudios aplicados a series financieras hacen uso de los retornos en lugar de los precios de los activos. Esto se debe a que, para el inversor promedio, los retornos de los activos son un resumen completo y a libre escala de la oportunidad de inversión, además de que estos retornos son más fáciles de manipular que la serie de precios debido a sus propiedades estadísticas (tales como la estacionariedad y la ergodicidad). Por lo tanto, en el presente estudio haremos uso de los retornos logarítmicos de un conjunto de índices bursátiles definidos como:

$$r_t \equiv \ln\left(\frac{P_t}{P_{t-1}}\right) \equiv \ln(P_t) - \ln(P_{t-1})$$

donde  $r_t$  hace referencia al retorno en el periodo t y  $P_t$  es el precio del activo en el momento t. El uso de este tipo de retornos tiene como una de sus ventajas que son aditivos en el tiempo, es decir:

$$\ln\left(\frac{P_{t+z}}{P_t}\right) = \sum_{i=0}^{z-1} \ln\left(\frac{P_{t+1+i}}{P_{t+i}}\right),$$

lo cual nos permitirá medir fácilmente el performance de los índices bursátiles con los que trabajaremos.

#### 2.1.1. Características

Las series de retornos financieros comparten las siguientes características: 1) tienden a tener un exceso de curtosis (con respecto a una distribución normal);2) poseen una ausencia de autocorrelación temporal lineal; 3) presentan periodos con valores estables y periodos con alta volatilidad, por lo cual, empíricamente se puede afirmar que la volatilidad de la serie no es constante, sino que varía en el tiempo; 4) suelen no tener la misma reacción ante un retorno negativo previo que ante un retorno positivo previo, es decir, la volatilidad de la serie responde asimétricamente ante un retorno negativo (mayor incremento de la volatilidad) o positivo del activo (menor incremento de la volatilidad). Esta última característica de la volatilidad de las series de rendimientos se le conoce como efecto apalancamiento o leverage, desarrollado en Black (1976) y Christie (1982).

#### 2.2. Modelos de heterocedasticidad condicional:

Sabiendo que  $r_t$  es el retorno logarítmico en el periodo t, la media y la varianza condicional de  $r_t$  dado  $F_{t-1}$  será:

$$\mu_t = E(r_t|F_{t-1}), \qquad \sigma_t^2 = Var(r_t|F_{t-1}) = E[(r_t - \mu_t)^2|F_{t-1})],$$

donde  $F_{t-1}$  denota la información disponible hasta el momento t-1. Asumiremos que la serie de retornos se descompone en dos partes, un componente predecible y otro impredecible de la siguiente manera:

$$r_t = E(r_t|F_{t-1}) + \varepsilon_t,$$

donde  $\varepsilon_t$  es la parte impredecible o proceso de innovación (también llamado *shock*). Angelidis, T., Benos, A., & Degiannakis, S. (2004) hicieron uso de estos modelos para estimar el VaR de los principales índices bursátiles para diferentes tamaños muestrales y distribuciones asumidas para los rendimientos y concluyeron que existían evidencias contundentes de que las diferentes especificaciones del modelo para la media condicional no mejoran significativamente los resultados de las pruebas de cobertura. En línea con esto, para el presente estudio vamos a considerar a la media condicional de los retornos como un proceso autorregresivo de orden 1, AR(1):

$$E(r_t|F_{t-1}) \equiv c_0 + c_1 r_{t-1}$$

#### 2.2.1. Modelos ARCH

El primer modelo que proporciona un marco sistemático para la modelación de la volatilidad es el modelo *ARCH* de Engle (1982). Básicamente, un modelo *ARCH* asume que el shock de la serie de retornos puede expresarse como:

$$\varepsilon_t = z_t \sigma_t$$

donde  $z_t$  es una secuencia de variables aleatorias idéntica e independientemente distribuidas (*iid*) con media cero y varianza unitaria, y la varianza condicional de  $\varepsilon_t$ ,  $\sigma_t^2$ , es una función positiva y medible de la información hasta el momento t-1 ( $F_{t-1}$ ). En base a esto, se puede expresar el modelo ARCH(q) como:

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

donde para garantizar que la varianza condicional sea positiva, los parámetros deben satisfacer las restricciones  $\alpha_0 > 0$  y  $\alpha_i \ge 0$  para i = 1, ..., q. Además el proceso será estacionario en covarianza si y solo si  $\sum_{i=1}^q \alpha_i < 1$ . Debido a la estructura del modelo, los shocks de gran magnitud tienden a ser seguidos de otros shocks de gran magnitud, lo cual permite modelizar las agrupaciones de volatilidad observadas en los retornos de los activos financieros. Dentro de las principales debilidades de este modelo tenemos:

- No tiene en cuenta la reacción asimétrica de la volatilidad ante un shock positivo y uno negativo.
- Es un modelo restrictivo, ya que el parámetro  $\alpha_i$  debe cumplir ciertas condiciones para garantizar que el cuarto momento de la serie sea finito y que la varianza sea positiva.
- De forma empírica, se ha encontrado que son necesarios modelos *ARCH* de orden muy altos para obtener un ajuste adecuado a los datos, pero esto también genera que ciertos parámetros estimados puedan ser negativos.

#### 2.2.2. Modelos GARCH

Ante la necesidad de considerar muchos parámetros a la hora de describir adecuadamente la volatilidad de los retornos de un activo, Bollerslev (1986) propuso una extensión útil conocida como *Modelo ARCH Generalizado*, *GARCH(p,q)* definido como:

$$\varepsilon_t = z_t \sigma_t,$$
  $\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i \, \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{i=1}^p \beta_i \, \sigma_{t-j}^2,$ 

donde nuevamente  $z_t$  es una secuencia de variables aleatorias iid con media 0 y varianza  $1, \ \alpha_0 > 0, \ \alpha_i \ge 0$  para  $i = 1, \ldots, q, \ y \ \beta_j \ge 0$  para  $j = 1, \ldots, p,$  además  $\sum_{i=1}^q \alpha_i + \sum_{j=1}^p \beta_j < 1$  para garantizar la estacionariedad en covarianza. Dada la estructura del modelo, los shocks de gran magnitud tienden a ser seguidos por otros shocks de gran magnitud, lo cual genera las conocidas agrupaciones de volatilidad. Este modelo tiene la misma debilidad del modelo ARCH, en particular, responde de la misma forma ante shocks negativos y positivos.

#### 2.2.3. Modelos EGARCH

Para superar algunas de las debilidades del modelo *GARCH*, Nelson (1991) propuso el modelo *GARCH exponencial (EGARCH)*. Este modelo, a diferencia del modelo *GARCH*, si tiene en cuenta los efectos asimétricos entre los shocks negativos o positivos, además de su magnitud, mediante la ponderación de las innovaciones. El modelo *EGARCH(p,q)* se define como:

$$\ln(\sigma_t^2) = \alpha_0 + \sum_{j=1}^p \beta_j \ln(\sigma_{t-j}^2) + \sum_{i=1}^q \alpha_i g(z_{t-i})$$

donde

$$g(z_t) = \theta_1 z_t + \theta_2[|z_t| - E|z_t|]$$

con  $\theta_1$  y  $\theta_2$  como constantes reales. Cuando  $\theta_1$  y  $\theta_2$  no son ambos cero,  $\ln(\sigma_t^2)$  es estacionario en sentido estricto y en covarianza, si y solo si las raíces del polinomio  $1 - \sum_{i=1}^p \beta_i x^i$  están fuera del círculo unitario. Debido a la estructura del modelo, no se necesita imponer restricciones de positividad en los parámetros, dado que la transformación logarítmica asegura que la predicción de la varianza sea siempre no negativa.

#### 2.2.4. Modelos TGARCH

Otro de los modelos comúnmente usados para tratar el efecto apalancamiento de las series de retornos es el modelo *umbral GARCH* (o TGARCH), en Glosten, Jagannathan, y Runkle (1993) y Zakoian (1994). Un modelo TGARCH(p,q) asume la siguiente forma:

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q (\alpha_i + \gamma_i N_{t-i}) \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^p \beta_j \, \sigma_{t-j}^2$$

donde  $\alpha_i$ ,  $\gamma_i$  y  $\beta_j$  son parámetros no negativos para satisfacer la condición de que la volatilidad sea positiva; y  $N_{t-i}$  indica si  $\varepsilon_{t-i}$  es negativo, es decir:

$$N_{t-i} = \begin{cases} 1 & if \ \varepsilon_{t-i} < 0 \\ 0 & if \ \varepsilon_{t-i} \ge 0 \end{cases}$$

Este modelo hace uso del  $N_{t-i}=0$  (umbral o *threshold*) para separar los impactos de los shocks pasados sobre la volatilidad. Además,  $\sum_{i=1}^{q} \alpha_i + \sum_{j=1}^{p} \beta_j + \sum_{i=1}^{q} \gamma_i \frac{1}{2} < 1$  para garantizar la estacionariedad en covarianza al asumir distribuciones simétricas.

#### 2.3. Distribución de $z_t$

Engle (1982) propuso los modelos ARCH asumiendo que  $z_t$  seguía una distribución normal estándar con función de densidad:

$$f(z_t) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{\frac{z_t^2}{2}}$$

Bollerslev (1986) propuso que  $z_t$  siga una distribución t-Student con grados de libertad mayor a 2 (v > 2) con una función de densidad dada por:

$$f(z_t; v) = \frac{\Gamma\left(\frac{v+1}{2}\right)}{\Gamma\left(\frac{v}{2}\right)\sqrt{\pi(v-2)}} \left(1 + \frac{z_t^2}{v-2}\right)^{-\frac{v+1}{2}}, \quad \Gamma(v) = \int_0^\infty y^{v-1} e^{-y} dy$$

donde  $\Gamma(v)$  es la función gamma y v son los grados de libertad que determinan, entre otras cosas, el grosor de las colas. Esta distribución es simétrica alrededor de 0 pero también tiene colas pesadas, es decir, tiene un exceso de curtosis positivo a diferencia de la normal. Cabe resaltar que cuando v toma valores muy grandes, la función de densidad converge hacia la de una *normal estándar*.

Posteriormente Nelson (1991) propuso asumir en los modelos EGARCH que  $z_t$  siga una distribución de error generalizado (GED) con una función de densidad:

$$f(z_t; v) = \frac{v \cdot e^{\left[-\frac{1}{2} \left| \frac{z_t}{\lambda} \right|^v\right]}}{\lambda \cdot 2^{\left(1 + \frac{1}{v}\right)} \Gamma\left(\frac{1}{v}\right)}, \quad -\infty < x < \infty, \quad 0 < v \le \infty$$

donde

$$\lambda = \sqrt{\frac{2^{\left(-\frac{2}{v}\right)}\Gamma\left(\frac{1}{v}\right)}{\Gamma\left(\frac{3}{v}\right)}}$$

Esta distribución se reduce a una distribución Normal si v = 2 y tiene colas pesadas cuando v < 2.

Para el presente estudio se hará uso de las 3 distribuciones para la estimación de los modelos GARCH, EGARCH y TGARCH. Para la estimación de los modelos se usará el método de *máxima verosimilitud (MLE)*.

#### 2.4. VaR

#### 2.4.1. Definición

El Value-at-Risk (valor en riesgo o simplemente VaR) es una de las medidas de riesgo más comúnmente usada por las instituciones financieras y bancos comerciales. En pocas palabras, el VaR es una estadística que cuantifica el alcance de las posibles pérdidas financieras de una empresa, cartera o posición en un plazo determinado. Jorion (2006) determina que el "VaR resume las peores perdidas en un horizonte temporal objetivo que no serán excedidas con un nivel de confianza dado. Formalmente, el VaR describe el cuantil de la distribución de ganancias y pérdidas proyectada sobre el horizonte temporal objetivo." Jón Daníelsson (2011) define al VaR como "VaR describe el trading, tal que existe una probabilidad VaR como "VaR describe el VaR en un periodo de negociación determinado VaR una probabilidad (VaR) de que las pérdidas sean inferiores al VaR."

Como mencioné anteriormente, esta medida de riesgo puede ser usada por instituciones financieras para evaluar sus riesgos o por un comité regulatorio para establecer los requerimientos de margen, es decir, el VaR puede ser usado para asegurar que las instituciones financieras puedan estar todavía operando tras un evento catastrófico (peor nivel de pérdida).

#### 2.4.2. ¿Como se calcula?

De acuerdo con Jón Daníelsson (2011), antes de ir a la parte matemática de como calcular el *VaR* debemos de realizar tres primeros (más no menos importantes) pasos:

• Especificar la probabilidad "p" de que las pérdidas excedan al VaR. En la industria financiera es común usar un p igual a 1% o 5%, esto va a depender del diseño que

- tiene el sistema de gestión de riesgos del usuario. Por otro lado, no es muy común tomar valores muy grandes (10% o 20%) ni muy pequeños (0.2% o 0.05%).
- Especificar el periodo temporal sobre el cual las pérdidas podrían ocurrir. Este suele ser un día, pero puede ser más o menos dependiendo de las circunstancias en particular.
- Identificar la distribución de probabilidad de las ganancias y pérdidas del portafolio. Este es uno de los aspectos más importantes al momento de modelar el riesgo.

En lo que respecta a su estimación, existen dos métodos principales: no-paramétrico y paramétrico. El primero se refiere generalmente a la simulación histórica, que utiliza la distribución empírica de los datos para calcular las previsiones del riesgo. Los métodos no paramétricos no presuponen modelos estadísticos ni requieren estimaciones de parámetros. En contraste, los métodos paramétricos están basados en la estimación de la distribución subyacente de la serie de retornos y por lo tanto se obtiene una medida del riesgo en base a dicha distribución estimada.

Para efectos del presente estudio, haremos uso de los modelos de heterocedasticidad condicional para predecir la desviación estándar condicional de la serie de retornos, la cual nos servirá para predecir el *VaR diario* un periodo por delante de la muestra durante 500 periodos. Los niveles de las probabilidades de que los retornos excedan el nivel del *VaR* que utilizaremos para estimarlo serán de 1% y 5%. Esto se realizará asumiendo distintas distribuciones para los retornos, las cuales hemos mencionado anteriormente (normal, t y ged). Más adelante detallaremos matemáticamente la forma que tendrá este cálculo.

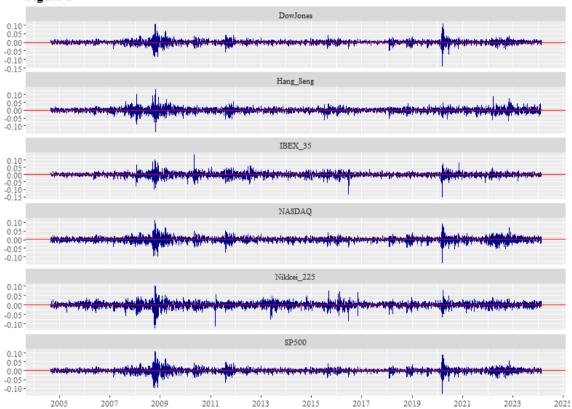
## 3. Datos y metodología

Para el presente estudio usamos los precios de cierre ajustados diarios desde el 30-08-2004 hasta el 15-02-2024 (5069 datos muestrales) de los índices bursátiles S&P 500, Dow Jones Industrial Average, Nasdaq Composite, Nikkei 225, Ibex 35 y Hang Seng. Estos precios son extraídos de Yahoo Finance. La tabla 1 muestra las estadísticas descriptivas de los retornos, así como el valor del estadístico de la prueba de normalidad Jarque-Bera, con el que comprobamos que en todos los casos se rechaza la hipótesis nula de normalidad debido a que hay un exceso significativo de curtosis y de asimetría negativa en todas las series. La figura 1 muestra gráficamente las series de retornos calculados donde se presencian agrupaciones de la volatilidad para periodos clave en la bolsa.

**Tabla 1**Estadisticas descriptivas de los retornos diarios, para el periodo de 30 de Agosto 2004 al 15 de Febrero 2024

	S&P 500	Dow Jones	Ibex 35	Nasdaq	Nikkei 225	Hang Seng
Media	0.0003	0.0003	0.0001	0.0004	0.0002	0.0000
Desv. Std.	0.0119	0.0113	0.0138	0.0133	0.0135	0.0141
Mediana	0.0006	0.0005	0.0005	0.0009	0.0006	0.0005
Mínimo	-0.1277	-0.1384	-0.1515	-0.1315	-0.1211	-0.1358
Máximo	0.1096	0.1076	0.1348	0.1116	0.1009	0.1341
Rango	0.2372	0.2461	0.2864	0.2431	0.2220	0.2699
Asimetría	-0.5356	-0.4933	-0.4047	-0.4414	-0.5817	0.0710
Curtosis	13.7987	17.1295	10.7734	8.3927	7.9859	8.6799
Jarque-Bera	40496	62236	24677	15058	13770	15934
Probabilidad	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000





Rentabilidad diaria compuesta continua de los indices bursátiles (Dow Jones, Hang Seng, Ibex 35, Nasdaq, Nikkei 225 y S&P 500) del 30 de Agosto 2004 al 15 de Febrero 2024

La figura 2 muestra la evolución de 100 dólares invertidos en cada índice al inicio del periodo de estudio hasta el final del periodo, esto con el fin de evaluar su desempeño. Podemos ver que el índice que mejor lo hizo fue el Nasdaq Composite, mientras que el que peor lo hizo fue el Ibex 35.





Fuente: Yahoo! Finance - Elaboracion propia

Cabe resaltar que para el presente estudio se va a considerar (como se menciona en el marco teórico de esta investigación) la media condicional de las series como un proceso autorregresivo de orden 1, AR(1), que se ha demostrado suficiente para recoger la escasa dependencia lineal existente en las series de retornos (ver Angelidis, T., Benos, A., & Degiannakis, S. 2004). Los modelos de heterocedasticidad condicional que se usarán serán: GARCH, EGARCH y TGARCH; mientras que los valores que tomarán los parámetros (p,q) de estos modelos serán: p=0,1,2 y q=1,2. Por otro lado, las distribuciones que se asumirán para los retornos serán: normal, t-Student y error generalizado (ged). Dado que tenemos 3 clases de modelos de heterocedasticidad condicional, 3 diferentes distribuciones que asumirán los retornos, 3 valores para el parámetro p y 2 valores para el para el parámetro q, tendremos en total 54 modelos con distinta estructura para estimar la volatilidad condicionada de cada índice bursátil (un total de 324 modelos).

Con estos modelos se realizan 500 predicciones one-step-ahead del Value-at-Risk diario para los niveles de confianza de 99% y 95% para los índices bursátiles señalados. Para realizar las predicciones, inicialmente dividiremos la muestra en dos partes:

• Training set: Primeros 4569 retornos

• Test set: Últimos 500 retornos

Luego seguiremos los pasos de la siguiente secuencia:

1. Estimar la volatilidad condicional en base al training set.

2. Usar esa volatilidad estimada para predecir la volatilidad one-step-ahead. Esta predicción para el modelo GARCH(p,q) tiene la forma:

$$\hat{\sigma}_{t+1|t}^2 = \alpha_0^{(t)} + \sum_{i=1}^q \alpha_i^{(t)} \, \varepsilon_{t-i+1}^2 + \sum_{j=1}^p \beta_j^{(t)} \, \sigma_{t-j+1}^2,$$

para el modelo EGARCH(p,q):

$$ln(\hat{\sigma}_{t+1|t}^2) = \alpha_0^{(t)} + \sum_{j=1}^p \beta_j^{(t)} ln(\sigma_{t-j+1}^2) + \sum_{i=1}^q \alpha_i^{(t)} g(z_{t-i+1}),$$

para el modelo TGARCH(p,q):

$$\hat{\sigma}_{t+1|t}^2 = \alpha_0^{(t)} + \sum_{i=1}^q \left[ \left( \alpha_i^{(t)} + \gamma_i^{(t)} N_{t-i+1} \right) \varepsilon_{t-i+1}^2 \right] + \sum_{i=1}^p \left[ \beta_j^{(t)} \sigma_{t-j+1}^2 \right],$$

donde  $\hat{\sigma}_{t+1|t}^2$  es la predicción de la varianza condicional en el momento t+1 dada la información al momento t.

3. Realizar la predicción one-step-ahead del VaR, que tiene la forma:

$$VaR_{t+1|t} = F(\alpha)\hat{\sigma}_{t+1|t}$$

donde  $F(\alpha)$  es el cuantil correspondiente (95th o 99th) de la distribución asumida (normal, t-student o ged) y  $\hat{\sigma}_{t+1|t}$  es la predicción de la desviación estándar condicional en el momento t+1 dada la información al momento t.

4. Añadir un retorno más al training set y repetir todos los pasos.

Esta secuencia nos dará como resultado 500 predicciones del VaR, donde cada una se realiza en base a un training set distinto (cada training set incluirá un retorno más que el anterior).

# 4. Evaluación de los modelos - Backtesting

Dado que el propósito de esta investigación es evaluar los modelos, realizaremos pruebas de cobertura incondicional y condicional para medir la adecuación estadística de los modelos para la predicción del VaR.

La primera prueba fue propuesta por Kupiec (1995) que define  $N = \sum_{t=1}^{T} I_t$  como el número de días sobre un periodo T en que las pérdidas del portafolio superaron al VaR estimado, donde:

$$I_{t+1} = \begin{cases} 1 & if \ r_{t+1} < VaR_{t+1|t} \\ 0 & if \ r_{t+1} \ge VaR_{t+1|t}. \end{cases}$$

Por lo tanto N es el número de *violaciones* en la muestra, que sigue una distribución binomial,  $N \sim B(T, p)$ , y por ende el estadístico de prueba apropiado, bajo la hipótesis nula de que la frecuencia esperada de violaciones  $\frac{N}{T}$  es igual a p (probabilidad esperada de que las pérdidas excedan al VaR), es:

$$POF = 2ln\left[\left(1 - \frac{N}{T}\right)^{T-N} \left(\frac{N}{T}\right)N\right] - 2ln\left[(1 - p)^{T-N}p^{N}\right]$$

El estadístico de prueba revela que si la proporción de *violaciones del VaR*, porcentaje  $100 \times \frac{N}{T}$ , es exactamente igual al porcentaje  $100 \times p$ , entonces *POF* toma el valor de cero, indicando que no hay evidencia de inadecuación estadística en el modelo *VaR* 

subyacente. Una ventaja de la prueba POF de Kupiec (1995) es que es sencilla de aplicar y utilizar. Por otro lado, es estadísticamente débil si se utiliza un tamaño de muestra menor de un año y solo tiene en cuenta la frecuencia de las pérdidas y no el momento en que se producen. Por lo tanto, puede no rechazar un modelo que produzca *violaciones* agrupadas, además de que puede rechazar un modelo tanto para *violaciones* altas como bajas.

Dada las desventajas de la prueba anterior, una prueba más completa fue propuesta por Christoffersen (1998), quien se centra en la propiedad de independencia, es decir, examina si la probabilidad de *violación del VaR* en un día determinado depende del resultado del día anterior. Su estadístico de contraste es:

 $LR = -2 \ln[(1-p)^{T-N}p^N] + 2 \ln[(1-\pi_{01})^{n_{00}}\pi_{01}^{n_{01}}(1-\pi_{11})^{n_{10}}\pi_{11}^{n_{11}}] \sim X^2(2)$ , donde  $n_{ij}$  es el número de observaciones con valor i seguido por j, para i, j = 0,1 y

$$\pi_{ij} = \frac{n_{ij}}{\sum_{i} n_{ij}}$$

son las probabilidades correspondientes. Los valores i, j = 1 indica que se ha realizado una *violación*, mientras que i, j = 0 indica lo opuesto. La hipótesis nula establece que la secuencia de valores es independiente, por lo tanto, las probabilidades de observar o no una violación del VaR en el siguiente periodo deben ser iguales, es decir  $\pi_{01} = \pi_{11} = p$ . La principal ventaja de esta prueba es que puede rechazar un modelo VaR que genere o bien muchas o bien pocas infracciones agrupadas, pero necesita varios cientos de observaciones para ser precisa.

Los resultados de las dos pruebas anteriores nos indican si un modelo es estadísticamente adecuado o no para la predicción de la volatilidad. Sin embargo, podríamos tener muchos modelos adecuados a la vez, lo cual no sería suficiente para decir que uno es mejor que el otro en términos de "precisión". Para esto, vamos a usar la función de pérdida propuesta por Lopez (1998), en la cual se busca analizar la precisión de las predicciones del *VaR* en función de la distancia entre los retornos observados y las predicciones del VaR. La variable de penalidad es:

$$L_{t+1} = \begin{cases} 1 + \left(r_{t+1} - VaR_{t+1|t}\right)^2, & \text{if } r_{t+1} < VaR_{t+1|t}, \\ 0, & \text{if } r_{t+1} \ge VaR_{t+1|t}. \end{cases}$$

donde el valor de la pérdida total es  $L = \sum_{t=1}^T L_t$ . Un modelo será preferido respecto a otro si tiene una pérdida total menor. Esta función de pérdida no solo contabiliza las veces que sucede una violación, sino que también toma en cuenta la magnitud de ésta mediante el componente cuadrático. Esta función es ideal para determinar y comparar si un modelo VaR proporciona una mejor evaluación del riesgo que otro modelo VaR.

#### 5. Resultados

#### 5.1. Adecuación estadística:

Dado que son 500 predicciones one-step-ahead, el número esperado de violaciones será 5 si el nivel de confianza del *VaR* es 99% y será 25 si el nivel de confianza es 95%. En primer lugar, seleccionamos los mejores modelos para cada índice bursátil en base al p-valor de la prueba de cobertura incondicional y cobertura condicional, es decir, los que tengan mayor p-valor. Estos resultados se muestran en la tabla 2 y 3 para un nivel de

confianza del *VaR* de 99%, mientras que en las tablas 4 y 5 se muestran los resultados para un nivel de confianza del *VaR* de 95%.

Con respecto a los resultados de las predicciones realizadas para un VaR con nivel de confianza de 99% (tabla 2 y 3), se obtuvieron un grupo de varios modelos para cada índice, con el p-valor más alto en ambas pruebas. Analizando en base a los resultados de la prueba de cobertura incondicional (tabla 2):

- Para el S&P 500 se seleccionaron 11 modelos, de los cuales 8 son de tipo GARCH y el resto son EGARCH, con valores de p, q = 1, 2. Además, el 73% de estos modelos asumieron una distribución ged para los retornos, mientras que el resto fue normal o t-Student.
- Para el Dow Jones se seleccionaron 3 modelos, de los cuales 2 son TGARCH y el otro es EGARCH, con valores de p=2 y q=1,2 asumiendo una distribución ged para los retornos.
- Para el Ibex 35 se seleccionaron 6 modelos, de los cuales 4 son de tipo EGARCH y el resto son TGARCH, con valores de p, q = 1, 2 asumiendo una distribución normal para los retornos.
- Para el Nasdaq se seleccionaron 4 modelos, de los cuales 2 son de tipo EGARCH y el resto son TGARCH, con valores de p = 2 y q = 1,2 asumiendo una distribución t *Student* para los retornos.
- Para el Nikkei 225 se seleccionaron 8 modelos, de los cuales 4 son de tipo TGARCH, 2 de tipo GARCH y el resto de tipo EGARCH; con valores de *p*, *q* = 1, 2. Además, el 75% de estos modelos asumieron una distribución *t-Student* para los retornos, mientras que el resto fue *normal*.
- Para el Hang Seng se seleccionaron 6 modelos, de los cuales 4 son de tipo EGARCH y el resto son GARCH, con valores de p = 0.1.2 y q = 1.2. Además, el 67% de estos modelos asumieron una distribución *normal* para los retornos, mientras que el resto fue *ged*.

Analizando en base a los resultados de la prueba de cobertura condicional, en casi todos los índices, a excepción del Dow Jones, se eligieron los mismos modelos que se seleccionaron en la prueba incondicional. Para el caso del Dow Jones se seleccionaron 8 modelos de los cuales 4 son de tipo GARCH, 2 son de tipo EGARCH y el resto son de tipo TGARCH; con valores de p = 0,1,2 y q = 1,2. Además, el 63% de estos modelos asumieron una distribución ged para los retornos, mientras que el resto fue t-Student.

Con respecto a los resultados de las predicciones realizadas para un VaR con nivel de confianza de 95% (tabla 4 y 5), también se obtuvieron un grupo de modelos para cada índice, con el p-valor más alto en ambas pruebas. El único caso donde se seleccionó un solo modelo con un p-valor más alto que el resto de modelos estimados sobre fue para el Nasdaq, un AR(1) GARCH(2,2) con una distribución t-Student. Analizando en base a los resultados de la prueba de cobertura incondicional (tabla 4):

- Para el S&P 500 se seleccionaron 2 modelos, ambos de tipo EGARCH con valores de p = 2 y q = 1,2 asumiendo una distribución *ged* para los retornos.
- Para el Dow Jones se seleccionaron 4 modelos de tipo EGARCH, con valores de p = 2 y q = 1,2. Dos de estos modelos asumen una distribución *normal* para los retornos y los otros una distribución *ged*.

- Para el Ibex 35 se seleccionaron 6 modelos de tipo GARCH, de los cuales 4 asumen una distribución ged para los retornos y con valores de p, q = 1, 2; mientras que el resto asumen una distribución *normal* y con valores de p = 1 y q = 1, 2.
- Para el Nikkei 225 se seleccionaron 2 modelos de tipo TGARCH con valores de p = 1 y q = 1,2 asumiendo una distribución *normal* para los retornos.
- Para el Hang Seng se seleccionaron 6 modelos, de los cuales 4 son tipo TGARCH con valores de p, q = 1, 2 asumiendo una distribución ged para los retornos, y el resto son tipo EGARCH con valores de p = 2 y q = 1, 2 asumiendo una distribución normal.

Analizando en base a los resultados de la prueba de cobertura condicional (tabla 5):

- Para el S&P 500 se seleccionaron 2 modelos de tipo TGARCH, con valores de p = 2 y q = 1,2, asumiendo una distribución *normal* para los retornos.
- Para el Ibex 35 se seleccionaron 2 modelos de tipo GARCH con valores de p=2 y q=1,2 asumiendo una distribución *normal* para los retornos.
- Para el Dow Jones, Nikkei 225 y Hang Seng se seleccionaron los mismos modelos que la prueba anterior.

Tabla 2

Modelos con el p-valor más alto de la prueba de cobertura incondicional

VaR al 99% de confianza

	Madala	Nº Vio	laciones	Test incondicional
Índice	Modelo	Esperadas	Observadas	p-value
	AR1_GARCH11_norm	5	5	1
	AR1_GARCH12_norm	5	5	1
	AR1_GARCH22_std	5	5	1
	AR1_GARCH11_ged	5	5	1
	AR1_GARCH21_ged	5	5	1
S&P 500	AR1_GARCH12_ged	5	5	1
	AR1_GARCH22_ged	5	5	1
	AR1_EGARCH11_ged	5	5	1
	AR1 EGARCH21 ged	5	5	1
	AR1 EGARCH12 ged	5	5	1
	AR1_EGARCH22_ged	5	5	1
	AR1 EGARCH22 ged	5	6	0.663
Dow Jones	AR1 TGARCH21 ged	5	6	0.663
	AR1 TGARCH22 ged	5	6	0.663
	AR1 EGARCH11 norm	5	5	1
	AR1 EGARCH21 norm	5	5	1
71 05	AR1 EGARCH12 norm	5	5	1
Ibex 35	AR1 EGARCH22 norm	5	5	1
	AR1 TGARCH11 norm	5	5	1
	AR1_TGARCH12_norm	5	5	1
	AR1 EGARCH21 std	5	5	1
27 1	AR1 EGARCH22 std	5	5	1
Nasdaq	AR1 TGARCH21 std	5	5	1
	AR1_TGARCH22_std	5	5	1
	AR1_GARCH11_norm	5	5	1
	AR1_GARCH21_norm	5	5	1
	AR1_EGARCH21_std	5	5	1
NT11 : 225	AR1_EGARCH22_std	5	5	1
Nikkei 225	AR1_TGARCH11_std	5	5	1
	AR1 TGARCH21 std	5	5	1
	AR1 TGARCH12 std	5	5	1
	AR1 TGARCH22 std	5	5	1
	AR1_GARCH11_norm	5	5	1
	AR1 GARCH12 norm	5	5	1
	AR1 EGARCH21 norm	5	5	1
Hang Seng	AR1 EGARCH22 norm	5	5	1
	AR1_EGARCH01_ged	5	5	1
	AR1_EGARCH02_ged	5	5	1

Tabla 3

Modelos con el p-valor más alto de la prueba de cobertura condicional

VaR al 99% de confianza

	Modelo  AR1_GARCH11_norm  AR1_GARCH12_norm  AR1_GARCH22_std  AR1_GARCH11_ged  AR1_GARCH21_ged  AR1_GARCH12_ged  AR1_GARCH12_ged  AR1_GARCH21_ged  AR1_GARCH21_ged  AR1_GARCH21_ged	Esperadas  5 5 5 5 5 5 5 5 5 5 5	Observadas	p- value 0.951 0.951 0.951 0.951 0.951
	AR1_GARCH12_norm AR1_GARCH22_std AR1_GARCH11_ged AR1_GARCH21_ged AR1_GARCH12_ged AR1_GARCH22_ged AR1_GARCH22_ged AR1_EGARCH11_ged	5 5 5 5 5	5 5 5 5	0.951 0.951 0.951
	AR1_GARCH22_std AR1_GARCH11_ged AR1_GARCH21_ged AR1_GARCH12_ged AR1_GARCH22_ged AR1_GARCH22_ged	5 5 5 5	5 5 5	0.951 0.951
S&P 500	AR1_GARCH11_ged AR1_GARCH21_ged AR1_GARCH12_ged AR1_GARCH22_ged AR1_EGARCH11_ged	5 5 5	5 5	0.951
S&P 500	AR1_GARCH21_ged AR1_GARCH12_ged AR1_GARCH22_ged AR1_EGARCH11_ged	5 5	5	
S&P 500	AR1_GARCH12_ged AR1_GARCH22_ged AR1_EGARCH11_ged	5		0.951
S&P 500	AR1_GARCH22_ged AR1_EGARCH11_ged		5	
	AR1_EGARCH11_ged	5		0.951
			5	0.951
	AR1 EGARCH21 and	5	5	0.951
	500	5	5	0.951
	AR1_EGARCH12_ged	5	5	0.951
	AR1_EGARCH22_ged	5	5	0.951
	AR1_GARCH11_ged	5	4	0.869
	AR1_GARCH21_ged	5	4	0.869
	AR1_GARCH12_ged	5	4	0.869
Dow Jones	AR1_GARCH22_ged	5	4	0.869
Dow Jones	AR1_EGARCH11_std	5	4	0.869
	AR1_EGARCH02_ged	5	4	0.869
	AR1_TGARCH11_std	5	4	0.869
	AR1_TGARCH12_std	5	4	0.869
I	AR1_EGARCH11_norm	5	5	0.951
A	AR1_EGARCH21_norm	5	5	0.951
TI 25	AR1_EGARCH12_norm	5	5	0.951
Ibex 35	AR1_EGARCH22_norm	5	5	0.951
A	AR1_TGARCH11_norm	5	5	0.951
A	AR1_TGARCH12_norm	5	5	0.951
	AR1_EGARCH21_std	5	5	0.951
NT 1	AR1_EGARCH22_std	5	5	0.951
Nasdaq	AR1_TGARCH21_std	5	5	0.951
	AR1_TGARCH22_std	5	5	0.951
	AR1_GARCH11_norm	5	5	0.951
	AR1_GARCH21_norm	5	5	0.951
	AR1_EGARCH21_std	5	5	0.951
NT11 1005	AR1_EGARCH22_std	5	5	0.951
Nikkei 225	AR1_TGARCH11_std	5	5	0.951
	AR1_TGARCH21_std	5	5	0.951
	AR1_TGARCH12_std	5	5	0.951
	AR1_TGARCH22_std	5	5	0.951
	AR1_GARCH11_norm	5	5	0.951
	AR1_GARCH12_norm	5	5	0.951
II-ma G	AR1_EGARCH21_norm	5	5	0.951
Hano Seno	AR1_EGARCH22_norm	5	5	0.951
	AR1_EGARCH01_ged	5	5	0.951
	AR1 EGARCH02 ged	5	5	0.951

Tabla 4

Modelos con el p-valor más alto de la prueba de cobertura incondicional

VaR al 95% de confianza

Índice	Modelo	Nº Vio	laciones	Test incondicional
Indice	Modelo	Esperadas	Observadas	p-value
S&P 500	AR1_EGARCH21_ged	25	25	1
5&F 500	AR1_EGARCH22_ged	25	25	1
	AR1_EGARCH21_norm	25	26	0.838
Dow Jones	AR1_EGARCH22_norm	25	26	0.838
Dow Jones	AR1_EGARCH21_ged	25	26	0.838
	AR1_EGARCH22_ged	25	26	0.838
	AR1_GARCH11_norm	25	21	0.399
	AR1_GARCH12_norm	25	21	0.399
Ibex 35	AR1_GARCH11_ged	25	21	0.399
10ex 33	AR1_GARCH21_ged	25	21	0.399
	AR1_GARCH12_ged	25	21	0.399
	AR1_GARCH22_ged	25	21	0.399
Nasdaq	AR1_GARCH22_std	25	25	1
Nikkei 225	AR1_TGARCH11_norm	25	23	0.678
Nikkei 223	AR1_TGARCH12_norm	25	23	0.678
	AR1_EGARCH21_norm	25	25	1
	AR1_EGARCH22_norm	25	25	1
Uana Carr	AR1_TGARCH11_ged	25	25	1
Hang Seng	AR1_TGARCH21_ged	25	25	1
	AR1_TGARCH12_ged	25	25	1
	AR1_TGARCH22_ged	25	25	1

Tabla 5
Modelos con el p-valor más alto de la prueba de cobertura condicional
VaR al 95% de confianza

Índice	Modelo	Nº Vio	laciones	Test condicional
Indice	Modelo	Esperadas	Observadas	p-value
S&P 500	AR1_TGARCH21_norm	25	27	0.833
S&P 300	AR1_TGARCH22_norm	25	27	0.833
	AR1_EGARCH21_norm	25	26	0.926
Dow Jones	AR1_EGARCH22_norm	25	26	0.926
Dow Jones	AR1_EGARCH21_ged	25	26	0.926
	AR1_EGARCH22_ged	25	26	0.926
Ibex 35	AR1_GARCH21_norm	25	20	0.555
10ex 33	AR1_GARCH22_norm	25	20	0.555
Nasdaq	AR1_GARCH22_std	25	25	0.970
Nikkei 225	AR1_TGARCH11_norm	25	23	0.915
Nikkei 223	AR1_TGARCH12_norm	25	23	0.915
	AR1_EGARCH21_norm	25	25	0.970
	AR1_EGARCH22_norm	25	25	0.970
Hana Cana	AR1_TGARCH11_ged	25	25	0.970
Hang Seng	AR1_TGARCH21_ged	25	25	0.970
	AR1_TGARCH12_ged	25	25	0.970
	AR1_TGARCH22_ged	25	25	0.970

#### 5.2. Función de Pérdida

Dado que en los resultados de las pruebas anteriores obtuvimos diversos modelos que cumplen con tener el máximo p-valor para ambas pruebas, usaremos el puntaje que obtuvieron en la función de pérdida para elegir el modelo "preferido" para realizar predicciones del VaR. En la tabla 5 se muestran los modelos preferidos para predecir el VaR con un 99% de confianza, mientras que en la tabla 6 se muestran para un VaR con un 95% de confianza.

Se observa que para un VaR con 99% de confianza, la distribución preferida es *t-Student* y que el tipo de modelo mayormente preferido es EGARCH. Para el caso de un VaR con 95% de confianza no se puede hablar de un tipo de modelo preferido (ya que varía dependiendo del índice) pero si encontramos que la cantidad preferida mayormente de parámetros *p* es 2. Además, se encontró que un modelo preferido para un VaR con un nivel de confianza de 99%, no es también preferido para un nivel de confianza de 95%. Por ejemplo, para estimar el VaR al 99% de confianza del índice S&P 500 se prefiere un modelo AR(1) GARCH(2,2) asumiendo una distribución *t-Student* para los retornos; mientras que para estimar el VaR al 95% de confianza se prefiere un modelo AR(1) EGARCH(2,1) asumiendo una distribución *ged* de los retornos. Se puede ver los puntajes obtenidos de todos los modelos para un VaR al 99% de confianza en la tabla 8 y para un VaR al 95% de confianza en la tabla 9.

Tabla 6
Mejores modelos según su puntaje en la función de pérdida
VaR al 99% de confianza

Índice	Modelo	F. Pérdida	Nº Vio	laciones	Test incondicional	Test condicional
Indice	Modelo	(Lopez)	Esperadas	Observadas	p- value	p- value
S&P 500	AR1_GARCH22_std	5.000130	5	5	1	0.951
Dow Jones	AR1_EGARCH11_std	4.000059	5	4	0.641	0.869
Ibex 35	AR1_EGARCH11_norm	5.000395	5	5	1	0.951
Nasdaq	AR1_TGARCH22_std	5.000390	5	5	1	0.951
Nikkei 225	AR1_EGARCH22_std	5.000009	5	5	1	0.951
Hang Seng	AR1_EGARCH22_norm	5.000532	5	5	1	0.951

Tabla 7
Mejores modelos según su puntaje en la función de pérdida
VaR al 95% de confianza

СОППАПЕА					
Madala	F. Pérdida	Nº Vio	laciones	Test incondicional	Test condicional
Modelo	(Lopez)	Esperadas	Observadas	p- value	p- value
AR1_EGARCH21_ged	25.001805	25	25	1	0.365
AR1_EGARCH21_ged	26.001571	25	26	0.838	0.926
AR1_GARCH22_norm	20.001284	25	20	0.288	0.555
AR1_GARCH22_std	25.001690	25	25	1	0.970
AR1_TGARCH12_norm	23.000760	25	23	0.678	0.915
AR1_TGARCH22_ged	25.002152	25	25	1	0.970
	Modelo  AR1_EGARCH21_ged AR1_EGARCH21_ged AR1_GARCH22_norm AR1_GARCH22_std AR1_TGARCH12_norm	Modelo         F. Pérdida (Lopez)           AR1_EGARCH21_ged         25.001805           AR1_EGARCH21_ged         26.001571           AR1_GARCH22_norm         20.001284           AR1_GARCH22_std         25.001690           AR1_TGARCH12_norm         23.000760	Modelo         F. Pérdida (Lopez)         N° Vio Esperadas           AR1_EGARCH21_ged         25.001805         25           AR1_EGARCH21_ged         26.001571         25           AR1_GARCH22_norm         20.001284         25           AR1_GARCH22_std         25.001690         25           AR1_TGARCH12_norm         23.000760         25	Modelo         F. Pérdida (Lopez)         N° Violaciones (Esperadas)         Observadas           AR1_EGARCH21_ged         25.001805         25         25           AR1_EGARCH21_ged         26.001571         25         26           AR1_GARCH22_norm         20.001284         25         20           AR1_GARCH22_std         25.001690         25         25           AR1_TGARCH12_norm         23.000760         25         23	Modelo         F. Pérdida (Lopez)         N° Violtones (Esperadas)         Test incondicional (Despreadas)           AR1_EGARCH21_ged         25.001805         25         25         1           AR1_EGARCH21_ged         26.001571         25         26         0.838           AR1_GARCH22_norm         20.001284         25         20         0.288           AR1_GARCH22_std         25.001690         25         25         1           AR1_TGARCH12_norm         23.000760         25         23         0.678

Las gráficas del VaR estimado por estos modelos se pueden visualizar al final del documento.

#### 6. Conclusiones

Para estimar la volatilidad condicional hemos usado tres modelos con estructura distinta de la familia GARCH y 3 distribuciones distintas para los retornos de nuestros 6 índices bursátiles. Posteriormente, calculamos el VaR y realizamos 500 predicciones one-step-

ahead. Finalmente, con ayuda de las pruebas de cobertura condicional e incondicional, evaluamos la adecuación estadística de los modelos (en base a las predicciones realizadas) y con la función de perdida evaluamos que modelo sería preferido respecto a los otros.

Los resultados sobre la adecuación estadística muestran que en el caso del Ibex 35, la distribución normal es la asumida por los modelos con mayor p-valor en las pruebas de cobertura condicional e incondicional, ya sea con un VaR al 99% de confianza o al 95% de confianza. Para el caso del Nasdaq, la distribución t-Student es la asumida por los modelos con mayor p-valor en las pruebas de cobertura condicional e incondicional, ya sea con un VaR al 99% de confianza o al 95% de confianza. Para el S&P 500 la distribución ged fue la más asumida por los modelos seleccionados, ya sea con un VaR al 99% de confianza o al 95% de confianza. Para el Hangseng la distribución normal fue la más asumida por los modelos seleccionados con un VaR al 99% de confianza, mientras que la distribución normal fue la más asumida por los modelos seleccionados con un VaR al 95% de confianza. Por otro lado, para un VaR al 95% se encontró que el tipo de modelo con mayor p-valor en la prueba incondicional para el S&P 500 es el EGARCH, mientras que respecto a la prueba condicional es el TGARCH. En el caso del Dow Jones, el tipo de modelo con mayor p-valor en la prueba condicional e incondicional es el EGARCH. En el caso del Nikkei 225, el tipo de modelo con mayor p-valor en la prueba condicional e incondicional es el TGARCH.

Nuestros resultados en base a la función de perdida muestran que un modelo que funciona mejor prediciendo el VaR para un índice no necesariamente será el que mejor funcione para predecir el VaR del resto de los índices. Asimismo, si un modelo funciona mejor para predecir el VaR de un índice con un 99% de confianza, no necesariamente será el que mejor funcione para predecir el VaR con un 95% de confianza para el mismo índice. En base a los modelos seleccionados (para predecir un VaR al 99% de confianza) según su puntaje en la función de pérdida, se encontró que 4 de los 6 índices tienen seleccionado como mejor modelo al EGARCH, y que 4 de los 6 índices (estos 4 distintos a los 4 mencionados previamente) asumen una distribución t-Student de los retornos para sus modelos seleccionados. Además, se encontró que para el caso del Ibex 35, el modelo seleccionado asume una distribución normal, tanto para un VaR al 99% de confianza como al 95%; mientras que para el Nasdaq, el modelo seleccionado asume una distribución t-Student ya sea para un VaR al 99% de confianza o 95%. Para el resto la distribución seleccionada cambia según el nivel de confianza elegido.

# Bibliografía

- Black, F. (1976). Studies of stock market volatility changes. *Proceedings of the 1976 Meeting of the Business and Economic Statistics Section* (pp. 177–181). Washington DC: American Statistical Association.
- Bollerslev, T. (1986). Generalized autoregressive conditional heteroscedasticity. *Journal of Econometrics 31*, 307–327.
- Christie, A. A. (1982). The stochastic behavior of common stock variances: Value, leverage and interest rate effects. *Journal of Financial Economics* 10, 407-432.
- Christoffersen, P. F. (1998). Evaluating interval forecasts. *International Economic Review 39*, 841–862.
- Danielsson, J. (2011). Financial Risk Forecasting: The Theory and Practice of Forecasting Market Risk with Implementation in R and Matlab. UK: Wiley Finance.
- Engle, R. F. (1982). Autoregressive conditional heteroscedasticity with estimates of the variance of U.K. inflation. *Econometrica* 50(4), 987–1008.
- John Y. Campbell, A. W. (1997). *Econometrics of Financial Markets*. Princeton, New Jersey: Princeton University Press.
- Jorion, P. (2006). *Value at Risk the New Benchmark for Managing Financial Risk*. New York: The McGraw-Hill Companies, Inc.
- K.Scholtes, M. B. (2016). Forecasting Value-at-Risk under Different Distributional Assumptions. *Econometrics* 2016 4(1).
- Kupiec, P. (1995). Techniques for Verifying the Accuracy of Risk Measurement Models. *The Journal of Derivatives 3*, 73-84.
- Lawrence R. Glosten, R. J. (1993). On the relation between the expected value and the volatility of nominal excess return on stocks. *The Journal of Finance* 48, 1779-1801.
- Lopez, J. A. (1998). Methods for evaluating Value-at-Risk estimates. *FRBNY Economic Policy*, 119-124.
- Nelson, D. B. (1991). Conditional Heteroskedasticity in Asset Returns: A New Approach. *Econometrica* 59(2), 347-370.
- Timotheos Angelidis, A. B. (2004). The use of GARCH models in VaR estimation. *Statistical Methodology*, 105-128.
- Tsay, R. S. (2005). Analysis of Financial Time Series. Chicago: Wiley Interscience.
- Wooldridge, T. B. (1992). Quasi-maximum likelihood estimation and inference in dynamic models with time-varying covariances. *Econometric Reviews* 11(2), 143-172.
- Zakoian, J. M. (1994). Threshold heteroscedastic models. *Journal of Economic Dynamics and Control*, 931-955.

Tabla 8
VaR al 99% de confianza

VaR al 99%	6 de c	confianza								
Índice	AR	Modelo	P	Q	Distribucion		Violaciones Observadas	P-value / Cobertura Incondicional	P-value / Cobertura Condicional	Función de Pérdida - Lopez
S&P 500	1	TGARCH	2	2	t-student	5	4	0.64143491	0.86869882	4.00023076
S&P 500	1	TGARCH	2	2	normal	5	7	0.39656967	0.63194787	7.00051612
S&P 500	1	TGARCH	2	2	ged	5	6	0.66301631	0.84538407	6.00039592
S&P 500	1	TGARCH	2	1	t-student	5	4	0.64143491	0.86869882	4.00022655
S&P 500	1	TGARCH	2	1	normal	5	9	0.10601978	0.22955773	9.00051091
S&P 500	1	TGARCH	2	1	ged	5	6	0.66301631	0.84538407	6.00038953
S&P 500	1	TGARCH	1	2	t-student	5	4	0.64143491	0.86869882	4.00021697
S&P 500	1	TGARCH			normal	5	9	0.10601978	0.22955773	9.00051011
S&P 500	1	TGARCH	1	2	ged	5	6	0.66301631	0.84538407	6.00039323
S&P 500	1	TGARCH	1	1	t-student	5	4	0.64143491	0.86869882	4.00021691
S&P 500	1	TGARCH	1	1	normal	5	9	0.10601978	0.22955773	9.00050943
S&P 500	1	TGARCH	1	1	ged	5	6	0.66301631	0.84538407	6.00039257
S&P 500	1	TGARCH	0	2	t-student	5	0	0.00039740	0.00134870	0.00000000
S&P 500	1	TGARCH	0	2	normal	5	162	0.00000000	0.00000000	162.00489936
S&P 500	1	TGARCH	0	2	ged	5	250	0.00000000	0.00000000	250.03350541
S&P 500	1	TGARCH			t-student	5	166	0.00000000	0.00000000	166.00503177
S&P 500	1	TGARCH			normal	5	165	0.00000000	0.00000000	165.00423728
S&P 500	1	TGARCH			ged	5	250	0.00000000	0.00000000	250.03350541
S&P 500	1	GARCH			t-student	5	5	1.00000000	0.95065111	5.00012978
S&P 500	1	GARCH			normal	5	8	0.21487449	0.40677691	8.00034883
S&P 500	1	GARCH		2	ged	5	5	1.00000000	0.95065111	5.00021846
S&P 500	1	GARCH		1	t-student	5	3	0.33147772	0.61280814	3.00012504
S&P 500	1			1	normal	5	6	0.66301631	0.84538407	6.00036616
S&P 500	1	GARCH		1	ged	5	5	1.00000000	0.95065111	5.00023123
S&P 500	1			2	t-student	5	4	0.64143491	0.86869882	4.00015624
	1			2	normal	5	5			
S&P 500	1		1			5	5	1.00000000	0.95065111	5.00035317
S&P 500					ged	5		1.00000000	0.95065111	5.00022707
S&P 500	1	GARCH			t-student		4	0.64143491	0.86869882	4.00015621
S&P 500	1	GARCH		1	normal	5	5	1.00000000	0.95065111	5.00035339
S&P 500	1			1	ged	5	5	1.00000000	0.95065111	5.00022743
S&P 500	1	GARCH		2	t-student	5	0	0.00039740	0.00134870	0.00000000
S&P 500	1	GARCH		2	normal	5	150	0.00000000	0.00000000	150.00410487
S&P 500	1	GARCH		2	ged	5	159	0.00000000	0.00000000	159.02263734
S&P 500	1			1	t-student	5	0	0.00039740	0.00134870	0.00000000
S&P 500	1			1	normal	5	11	0.01991780	0.03257911	11.00080372
S&P 500	1	GARCH			ged	5	159	0.00000000	0.00000000	159.02263734
S&P 500	1	EGARCH			t-student	5	4	0.64143491	0.86869882	4.00024610
S&P 500	1	EGARCH			normal	5	11	0.01991780	0.05194789	11.00044425
S&P 500	1	EGARCH			ged	5	5	1.00000000	0.95065111	5.00040309
S&P 500	1	EGARCH			t-student	5	4	0.64143491	0.86869882	4.00024238
S&P 500	1	EGARCH			normal	5	9	0.10601978	0.22955773	9.00050411
S&P 500	1	EGARCH			ged	5	5	1.00000000	0.95065111	5.00039887
S&P 500	1	EGARCH			t-student	5	4	0.64143491	0.86869882	4.00018889
S&P 500	1	EGARCH			normal	5	8	0.21487449	0.40677691	8.00046049
S&P 500	1	EGARCH			ged	5	5	1.00000000	0.95065111	5.00034850
S&P 500	1	EGARCH			t-student	5	4	0.64143491	0.86869882	4.00018484
S&P 500	1	EGARCH			normal	5	8	0.21487449	0.40677691	8.00045886
S&P 500	1	EGARCH			ged	5	5	1.00000000	0.95065111	5.00034558
S&P 500	1	EGARCH	0	2	t-student	5	0	0.00039740	0.00134870	0.00000000
S&P 500	1	EGARCH	0	2	normal	5	12	0.00766248	0.01606077	12.00085034
S&P 500	1	EGARCH	0	2	ged	5	8	0.21487449	0.40677691	8.00048731
S&P 500	1	EGARCH	0	1	t-student	5	0	0.00039740	0.00134870	0.00000000
S&P 500	1	EGARCH	0	1	normal	5	12	0.00766248	0.01606077	12.00085239
S&P 500	1	<b>EGARCH</b>	0	1	ged	5	8	0.21487449	0.40677691	8.00041479
Nikkei 225	1	TGARCH	2	2	t-student	5	5	1.00000000	0.95065111	5.00002027
Nikkei 225	1	TGARCH	2	2	normal	5	6	0.66301631	0.84538407	6.00011743
Nikkei 225	1	TGARCH			ged	5	6	0.66301631	0.84538407	6.00006441
Nikkei 225		TGARCH			t-student	5	5	1.00000000	0.95065111	5.00002093
Nikkei 225		TGARCH			normal	5	6	0.66301631	0.84538407	6.00011388
Nikkei 225		TGARCH			ged	5	6	0.66301631	0.84538407	6.00006351
Nikkei 225		TGARCH			t-student	5	5	1.00000000	0.95065111	5.00002302
Nikkei 225		TGARCH			normal	5	6	0.66301631	0.84538407	6.00010736
Nikkei 225		TGARCH			ged	5	6	0.66301631	0.84538407	6.00016736
Nikkei 225		TGARCH			t-student	5	5	1.00000000	0.95065111	5.00002492
Nikkei 225		TGARCH			normal	5	6	0.66301631	0.84538407	6.00011136
IVIRKEI 223	1	TOAKCII	1	1	nomai	3	U	0.00301031	0.04330407	0.00011130

VaR al 99% de confianza

/aR al 99%	de c	onfianza								
Índice	AR	Modelo	P	Q	Distribucion		Violaciones Observadas	P-value / Cobertura Incondicional	P-value / Cobertura Condicional	Función de Pérdida - Lopez
Nikkei 225	1	TGARCH	1	1	ged	5	6	0.66301631	0.84538407	6.00006349
Vikkei 225	1	TGARCH			t-student	5	0	0.00039740	0.00134870	0.00000000
likkei 225	1	TGARCH			normal	5	178	0.00000000	0.00000000	178.00609109
likkei 225	1	TGARCH			ged	5	220	0.00000000	0.00000000	220.02478095
likkei 225	1	TGARCH			t-student	5	140	0.00000000	0.00000000	140.00662075
likkei 225	1	TGARCH			normal	5	175	0.00000000	0.00000000	175.00595868
likkei 225	1	TGARCH			ged	5	220	0.00000000	0.00000000	220.02478095
likkei 225	1	GARCH			t-student	5	3	0.33147772	0.61280814	3.00001912
likkei 225	1	GARCH	2	2	normal	5	6	0.66301631	0.84538407	6.00008058
likkei 225	1	GARCH	2	2	ged	5	4	0.64143491	0.86869882	4.00004022
likkei 225	1	GARCH	2	1	t-student	5	3	0.33147772	0.61280814	3.00001924
likkei 225	1	GARCH	2	1	normal	5	5	1.00000000	0.95065111	5.00008272
likkei 225	1	GARCH	2	1	ged	5	4	0.64143491	0.86869882	4.00004122
likkei 225	1	GARCH	1	2	t-student	5	3	0.33147772	0.61280814	3.00001914
likkei 225	1	GARCH	1	2	normal	5	6	0.66301631	0.84538407	6.00008048
likkei 225	1	GARCH	1	2	ged	5	4	0.64143491	0.86869882	4.00004020
likkei 225	1	GARCH	1	1	t-student	5	3	0.33147772	0.61280814	3.00001929
ikkei 225	1	GARCH	1	1	normal	5	5	1.00000000	0.95065111	5.00008275
likkei 225	1	GARCH	1	1	ged	5	4	0.64143491	0.86869882	4.00004123
likkei 225	1	GARCH		2	t-student	5	139	0.00000000	0.00000000	139.00476694
likkei 225	1	GARCH			normal	5	195	0.00000000	0.00000000	195.00450211
likkei 225	1	GARCH			ged	5	159	0.00000000	0.00000000	159.01466550
likkei 225	1	GARCH		1	t-student	5	0	0.00039740	0.00134870	0.00000000
likkei 225	1	GARCH	0	1	normal	5	0	0.00039740	0.00134870	0.00000000
likkei 225	1	GARCH	0	1	ged	5	159	0.00000000	0.00000000	159.01466550
likkei 225	1	EGARCH			t-student	5	5	1.00000000	0.95065111	5.00000924
likkei 225	1	EGARCH	2	2	normal	5	6	0.66301631	0.84538407	6.00007887
likkei 225	1	EGARCH	2	2	ged	5	6	0.66301631	0.84538407	6.00003693
likkei 225	1	EGARCH	2	1	t-student	5	5	1.00000000	0.95065111	5.00001000
likkei 225	1	EGARCH	2	1	normal	5	6	0.66301631	0.84538407	6.00007892
likkei 225	1	EGARCH	2	1	ged	5	6	0.66301631	0.84538407	6.00003726
likkei 225	1	EGARCH	1	2	t-student	5	4	0.64143491	0.86869882	4.00001503
likkei 225	1	EGARCH	1	2	normal	5	6	0.66301631	0.84538407	6.00008452
likkei 225	1	EGARCH	1	2	ged	5	6	0.66301631	0.84538407	6.00004288
Vikkei 225	1	EGARCH	1	1	t-student	5	4	0.64143491	0.86869882	4.00001728
Vikkei 225	1	EGARCH	1	1	normal	5	6	0.66301631	0.84538407	6.00008960
likkei 225	1	EGARCH	1	1	ged	5	6	0.66301631	0.84538407	6.00004651
likkei 225	1	EGARCH	0	2	t-student	5	0	0.00039740	0.00134870	0.00000000
likkei 225	1	EGARCH	0	2	normal	5	0	0.00039740	0.00134870	0.00000000
likkei 225	1	EGARCH	0	2	ged	5	0	0.00039740	0.00134870	0.00000000
likkei 225	1	EGARCH	0	1	t-student	5	0	0.00039740	0.00134870	0.00000000
likkei 225	1	<b>EGARCH</b>	0	1	normal	5	0	0.00039740	0.00134870	0.00000000
likkei 225	1	EGARCH	0	1	ged	5	101	0.00000000	0.00000000	101.00721116
Nasdaq	1	GARCH	0	2	t-student	5	133	0.00000000	0.00000000	133.00463453
Nasdaq	1	TGARCH			t-student	5	5	1.00000000	0.95065111	5.00039036
Nasdaq	1	TGARCH			normal	5	7	0.39656967	0.63194787	7.00058302
Nasdaq	1	TGARCH	2	2	ged	5	6	0.66301631	0.84538407	6.00047366
Nasdaq	1	TGARCH	2	1	t-student	5	5	1.00000000	0.95065111	5.00039280
Nasdaq	1	TGARCH	2	1	normal	5	7	0.39656967	0.63194787	7.00058252
Nasdaq	1	TGARCH	2	1	ged	5	6	0.66301631	0.84538407	6.00048846
Nasdaq	1	TGARCH	1	2	t-student	5	6	0.66301631	0.84538407	6.00039926
Nasdaq	1	TGARCH	1	2	normal	5	7	0.39656967	0.63194787	7.00059663
Nasdaq	1	TGARCH	1	2	ged	5	6	0.66301631	0.84538407	6.00049671
Nasdaq	1	TGARCH	1	1	t-student	5	6	0.66301631	0.84538407	6.00039793
Nasdaq	1	TGARCH	1	1	normal	5	7	0.39656967	0.63194787	7.00059586
Nasdaq	1	TGARCH	1	1	ged	5	6	0.66301631	0.84538407	6.00049514
Nasdaq	1	TGARCH	0	2	t-student	5	3	0.33147772	0.61280814	3.00003310
Nasdaq	1	TGARCH	0	2	normal	5	170	0.00000000	0.00000000	170.00582626
Nasdaq	1	TGARCH			ged	5	244	0.00000000	0.00000000	244.05740062
Nasdaq	1	TGARCH			t-student	5	3	0.33147772	0.61280814	3.00003382
Nasdaq	1	TGARCH			normal	5	230	0.00000000	0.00000000	230.00569385
Nasdaq	1	TGARCH			ged	5	244	0.00000000	0.00000000	244.05740062
Nasdaq	1	GARCH			t-student	5	3	0.33147772	0.61280814	3.00025313
Nasdaq	1	GARCH	- 2		normal	5	9	0.10601978	0.22955773	9.00044125

VaR al 99% de confianza

		onfianza				Violaciones	Violaciones	P-value / Cobertura	P-value / Cobertura	Función de Pérdida -
Índice	AR	Modelo	P	Q	Distribucion		Observadas	Incondicional	Condicional	Lopez
Nasdaq	1	GARCH	2	1	t-student	5	3	0.33147772	0.61280814	3.00020765
Nasdaq	1	GARCH			normal	5	8	0.21487449	0.40677691	8.00044087
Nasdaq	1	GARCH	2	1	ged	5	3	0.33147772	0.61280814	3.00032260
Nasdaq	1	GARCH	1	2	t-student	5	3	0.33147772	0.61280814	3.00026711
Nasdaq	1	GARCH	1	2	normal	5	7	0.39656967	0.63194787	7.00043511
Nasdaq	1	GARCH	1	2	ged	5	4	0.64143491	0.86869882	4.00032304
Vasdaq	1	GARCH	1	1	t-student	5	3	0.33147772	0.61280814	3.00026768
Nasdaq	1	GARCH	1	1	normal	5	7	0.39656967	0.63194787	7.00043483
Nasdaq	1	GARCH	1	1	ged	5	4	0.64143491	0.86869882	4.00032323
Nasdaq	1	GARCH	0	2	normal	5	15	0.00028572	0.00105988	15.00211103
Nasdaq	1	GARCH	0	2	ged	5	173	0.00000000	0.00000000	173.04103725
Nasdaq	1	GARCH	0	1	t-student	5	0	0.00039740	0.00134870	0.00000000
Nasdaq	1	GARCH	0	1	normal	5	14	0.00091408	0.00287366	14.00211505
Nasdaq	1	GARCH	0	1	ged	5	173	0.00000000	0.00000000	173.04103725
Nasdaq	1	EGARCH	2	2	t-student	5	5	1.00000000	0.95065111	5.00041702
Vasdaq	1	EGARCH			normal	5	7	0.39656967	0.63194787	7.00070143
Nasdaq	1	EGARCH			ged	5	7	0.39656967	0.63194787	7.00056686
Nasdaq	1	EGARCH			t-student	5	5	1.00000000	0.95065111	5.00040968
Vasdaq	1	EGARCH			normal	5	7	0.39656967	0.63194787	7.00069096
Nasdaq	1	EGARCH			ged	5	7	0.39656967	0.63194787	7.00055694
Nasdaq	1	EGARCH			t-student	5	6	0.66301631	0.84538407	6.00036848
Nasdaq	1	EGARCH			normal	5	7	0.39656967	0.63194787	7.00056687
Nasdaq	1	EGARCH			ged	5	6	0.66301631	0.84538407	6.00046229
Nasdaq	1	EGARCH			t-student	5	6	0.66301631	0.84538407	6.00036288
Nasdaq	1	EGARCH			normal	5	7	0.39656967	0.63194787	7.00056339
Nasdaq	1	EGARCH			ged	5	6	0.66301631	0.84538407	6.00045621
Nasdaq	1	EGARCH			t-student	5	0	0.00039740	0.00134870	0.00000000
Nasdaq	1	EGARCH			normal	5	15	0.00035740	0.00105988	15.00225474
Nasdaq	1	EGARCH			ged	5	11	0.01991780	0.03257911	11.00143004
Nasdaq	1	EGARCH			t-student	5	0			
Nasdaq	1	EGARCH			normal	5	15	0.00039740 0.00028572	0.00134870 0.00105988	0.00000000 15.00225780
Nasdaq Nasdaq	1	EGARCH				5	11			
bex 35	1				ged t-student	5	4	0.01991780	0.03257911	11.00143388
	1	TGARCH TGARCH				5	6	0.64143491	0.86869882	4.00021679
Ibex 35					normal	5		0.66301631	0.84538407	6.00042708
Ibex 35	1	TGARCH			ged		4	0.64143491	0.86869882	4.00032246
Ibex 35	1	TGARCH			t-student	5 5	4	0.64143491	0.86869882	4.00021574
Ibex 35	1	TGARCH			normal		6	0.66301631	0.84538407	6.00040252
Ibex 35	1	TGARCH			ged	5	4	0.64143491	0.86869882	4.00032344
lbex 35	1	TGARCH			t-student	5	4	0.64143491	0.86869882	4.00022325
Ibex 35	1	TGARCH			normal	5	5	1.00000000	0.95065111	5.00041359
bex 35	1	TGARCH			ged	5	4	0.64143491	0.86869882	4.00032964
bex 35	1	TGARCH			t-student	5	4	0.64143491	0.86869882	4.00021551
bex 35	1	TGARCH			normal	5	5	1.00000000	0.95065111	5.00040932
bex 35	1	TGARCH			ged	5	4	0.64143491	0.86869882	4.00032360
bex 35	1	TGARCH			t-student	5	0	0.00039740	0.00134870	0.00000000
bex 35	1	TGARCH			normal	5	200	0.00000000	0.00000000	200.00556143
bex 35	1	TGARCH			ged	5	239	0.00000000	0.00000000	239.02333906
bex 35	1	TGARCH			t-student	5	184	0.00000000	0.00000000	184.00648834
bex 35	1	TGARCH			normal	5	197	0.00000000	0.00000000	197.00542902
bex 35	1	TGARCH			ged	5	239	0.00000000	0.00000000	239.02333906
bex 35	1	GARCH			t-student	5	3	0.33147772	0.61280814	3.00021233
bex 35	1	GARCH			normal	5	4	0.64143491	0.86869882	4.00038799
bex 35	1	GARCH			ged	5	4	0.64143491	0.86869882	4.00031102
bex 35	1	GARCH			t-student	5	3	0.33147772	0.61280814	3.00022082
bex 35	1	GARCH			normal	5	4	0.64143491	0.86869882	4.00038817
bex 35	1	GARCH			ged	5	4	0.64143491	0.86869882	4.00031144
bex 35	1	GARCH			t-student	5	3	0.33147772	0.61280814	3.00021437
bex 35	1	GARCH	1	2	normal	5	4	0.64143491	0.86869882	4.00035574
bex 35	1	GARCH	1	2	ged	5	3	0.33147772	0.61280814	3.00029440
bex 35	1	GARCH			t-student	5	3	0.33147772	0.61280814	3.00021455
lbex 35	1	GARCH	1	1	normal	5	4	0.64143491	0.86869882	4.00035561
lbex 35	1	GARCH	1	1	ged	5	3	0.33147772	0.61280814	3.00029423
bex 35	1	GARCH	0	2	t-student	5	0	0.00039740	0.00134870	0.00000000
	1	GARCH			normal	5	3	0.33147772	0.61280814	3.00014349
Ibex 35	1	OARCH	•	_	1101111111		3	0.55147772	0.01200014	3.00014349

VaR al 99% de confianza

		onfianza				Violegiones	Violegiones	P value / Cabastura	P value / Cabantura	Función de Pérdida -
Índice	AR	Modelo	P	Q	Distribucion	Violaciones Esperadas		Incondicional	Condicional	Lopez
Ibex 35	1	GARCH	0	1	t-student	5	0	0.00039740	0.00134870	0.00000000
Ibex 35	1	GARCH			normal	5	3	0.33147772	0.61280814	3.00014345
Ibex 35	1	GARCH			ged	5	151	0.00000000	0.00000000	151.01355318
Ibex 35	1	EGARCH			t-student	5	4	0.64143491	0.86869882	4.00022972
Ibex 35	1	EGARCH			normal	5	5	1.00000000	0.95065111	5.00043428
Ibex 35	1	EGARCH			ged	5	4	0.64143491	0.86869882	4.00034759
Ibex 35	1				t-student	5	4	0.64143491	0.86869882	4.00023086
Ibex 35	1	EGARCH			normal	5	5	1.00000000	0.95065111	5.00043406
Ibex 35	1	EGARCH			ged	5	4	0.64143491	0.86869882	4.00034859
Ibex 35	1	EGARCH			t-student	5	4	0.64143491	0.86869882	4.00020955
Ibex 35	1	EGARCH	1	2	normal	5	5	1.00000000	0.95065111	5.00039948
Ibex 35	1	EGARCH	1	2	ged	5	4	0.64143491	0.86869882	4.00031574
Ibex 35	1	EGARCH	1	1	t-student	5	4	0.64143491	0.86869882	4.00020123
Ibex 35	1	EGARCH	1	1	normal	5	5	1.00000000	0.95065111	5.00039486
Ibex 35	1	EGARCH	1	1	ged	5	4	0.64143491	0.86869882	4.00030841
Ibex 35	1	EGARCH	0	2	t-student	5	0	0.00039740	0.00134870	0.00000000
Ibex 35	1	EGARCH	0	2	normal	5	3	0.33147772	0.61280814	3.00017179
Ibex 35	1	EGARCH	0	2	ged	5	3	0.33147772	0.61280814	3.00010773
Ibex 35	1	EGARCH	0	1	t-student	5	0	0.00039740	0.00134870	0.00000000
Ibex 35	1	EGARCH	0	1	normal	5	3	0.33147772	0.61280814	3.00017241
Ibex 35	1	EGARCH	0	1	ged	5	3	0.33147772	0.61280814	3.00009370
lang Seng	1	TGARCH	2	2	t-student	5	2	0.12504358	0.30588702	2.00012957
lang Seng	1	TGARCH	2	2	normal	5	6	0.66301631	0.84538407	6.00054215
lang Seng	1	TGARCH	2	2	ged	5	3	0.33147772	0.61280814	3.00030165
lang Seng	1	TGARCH	2	1	t-student	5	2	0.12504358	0.30588702	2.00013059
lang Seng	1	TGARCH	2	1	normal	5	6	0.66301631	0.84538407	6.00055797
lang Seng	1	TGARCH	2	1	ged	5	3	0.33147772	0.61280814	3.00030483
lang Seng	1	TGARCH	1	2	t-student	5	2	0.12504358	0.30588702	2.00014524
lang Seng	1	TGARCH	1	2	normal	5	6	0.66301631	0.84538407	6.00058846
lang Seng	1	TGARCH	1	2	ged	5	4	0.64143491	0.86869882	4.00032365
lang Seng	1	TGARCH	1	1	t-student	5	2	0.12504358	0.30588702	2.00014532
lang Seng	1	TGARCH	1	1	normal	5	6	0.66301631	0.84538407	6.00058820
lang Seng	1	TGARCH	1	1	ged	5	4	0.64143491	0.86869882	4.00032367
lang Seng	1	TGARCH	0	2	t-student	5	1	0.02823992	0.08993318	1.00015905
lang Seng	1	TGARCH	0	2	normal	5	165	0.00000000	0.00000000	165.00622351
lang Seng	1	TGARCH	0	2	ged	5	268	0.00000000	0.00000000	268.05911703
lang Seng		TGARCH			t-student	5	132	0.00000000	0.00000000	132.00675317
lang Seng	1	TGARCH			normal	5	245	0.00000000	0.00000000	245.05568231
lang Seng	1	TGARCH			ged	5	268	0.00000000	0.00000000	268.05911703
lang Seng	1	GARCH			t-student	5	2	0.12504358	0.30588702	2.00009070
lang Seng	1	GARCH			normal	5	6	0.66301631	0.84538407	6.00088834
lang Seng		GARCH			ged	5	3	0.33147772	0.61280814	3.00056154
lang Seng			_	_		5	2	0.12504358	0.30588702	2.00025247
lang Seng		GARCH			normal	5	6	0.66301631	0.84538407	6.00088715
lang Seng		GARCH			ged	5	3	0.33147772	0.61280814	3.00056293
lang Seng		GARCH			t-student	5	2	0.12504358	0.30588702	2.00030433
lang Seng	1	GARCH			normal	5	5	1.00000000	0.95065111	5.00089841
lang Seng		GARCH			ged	5	3	0.33147772	0.61280814	3.00059100
lang Seng		GARCH			t-student	5	2	0.12504358	0.30588702	2.00030510
lang Seng		GARCH			normal	5	5	1.00000000	0.95065111	5.00090003
lang Seng		GARCH			ged	5	3	0.33147772	0.61280814	3.00059165
lang Seng		GARCH			t-student	5	1	0.02823992	0.08993318	1.00005064
lang Seng		GARCH			normal	5	7	0.39656967	0.63194787	7.00125213
ang Seng		GARCH			ged	5	211	0.00000000	0.00000000	211.03960828
ang Seng		GARCH			t-student	5	1	0.02823992	0.08993318	1.00002534
ang Seng		GARCH			normal	5	7	0.39656967	0.63194787	7.00118341
ang Seng		GARCH			ged	5	211	0.00000000	0.00000000	211.03960828
ang Seng		EGARCH			t-student	5	2	0.12504358	0.30588702	2.00008440
lang Seng		EGARCH			normal	5	5	1.00000000	0.95065111	5.00053202
ang Seng		EGARCH			ged	5	3	0.33147772	0.61280814	3.00026849
lang Seng		EGARCH			t-student	5	2	0.12504358	0.30588702	2.00008421
	1	EGARCH			normal	5	5	1.00000000	0.95065111	5.00053257
lang Seng	-								0.61000014	
lang Seng Iang Seng Iang Seng	1 1	EGARCH EGARCH			ged t-student	5 5	3 2	0.33147772 0.12504358	0.61280814 0.30588702	3.00026882 2.00015190

VaR al 99% de confianza

Ýak al 99%			P	o	Distribucion					Función de Pérdida -
				_		Esperadas	Observadas	Incondicional	Condicional	Lopez
Hang Seng		EGARCH			ged	5	4	0.64143491	0.86869882	4.00034122
Hang Seng	1	EGARCH			t-student	5	2	0.12504358	0.30588702	2.00015280
Hang Seng	1	EGARCH			normal	5	7	0.39656967	0.63194787	7.00060941
Hang Seng	1	EGARCH			ged	5	4	0.64143491	0.86869882	4.00034166
Hang Seng	1	EGARCH			t-student	5	0	0.00039740	0.00134870	0.00000000
Hang Seng	1	EGARCH			normal	5	7	0.39656967	0.63194787	7.00123588
Hang Seng	1	EGARCH			ged	5	5	1.00000000	0.95065111	5.00092774
Hang Seng	1	EGARCH			t-student	5	0	0.00039740	0.00134870	0.00000000
Hang Seng	1	EGARCH			normal	5	7	0.39656967	0.63194787	7.00123758
Hang Seng	1	EGARCH			ged	5	5	1.00000000	0.95065111	5.00090851
Dow Jones	1	TGARCH			t-student	5	3	0.33147772	0.61280814	3.00009134
Dow Jones	1	TGARCH			normal	5	9	0.10601978	0.22955773	9.00053166
Dow Jones	1	TGARCH			ged	5	6	0.66301631	0.84538407	6.00034255
Dow Jones	1	TGARCH			t-student	5	3	0.33147772	0.61280814	3.00008871
Dow Jones	1	TGARCH	2	1	normal	5	9	0.10601978	0.22955773	9.00052643
Dow Jones	1	TGARCH	2	1	ged	5	6	0.66301631	0.84538407	6.00033223
Dow Jones	1	TGARCH	1	2	t-student	5	4	0.64143491	0.86869882	4.00006952
Dow Jones	1	TGARCH	1	2	normal	5	9	0.10601978	0.22955773	9.00048443
Dow Jones	1	TGARCH	1	2	ged	5	7	0.39656967	0.63194787	7.00030036
Dow Jones	1	TGARCH	1	1	t-student	5	4	0.64143491	0.86869882	4.00006957
Dow Jones	1	TGARCH	1	1	normal	5	9	0.10601978	0.22955773	9.00048440
Dow Jones	1	TGARCH	1	1	ged	5	7	0.39656967	0.63194787	7.00030031
Dow Jones	1	TGARCH	0	2	t-student	5	0	0.00039740	0.00134870	0.00000000
Dow Jones	1	TGARCH	0	2	normal	5	150	0.00000000	0.00000000	150.00529660
Dow Jones	1	TGARCH	0	2	ged	5	233	0.00000000	0.00000000	233.02330578
Dow Jones	1	TGARCH	0	1	t-student	5	180	0.00000000	0.00000000	180.00635592
Dow Jones	1	TGARCH	0	1	normal	5	145	0.00000000	0.00000000	145.00516419
Dow Jones	1	TGARCH	0	1	ged	5	233	0.00000000	0.00000000	233.02330578
Dow Jones	1	GARCH	2	2	t-student	5	3	0.33147772	0.61280814	3.00011622
Dow Jones	1	GARCH	2	2	normal	5	7	0.39656967	0.63194787	7.00048453
Dow Jones	1	GARCH	2	2	ged	5	4	0.64143491	0.86869882	4.00029820
Dow Jones	1	GARCH	2	1	t-student	5	3	0.33147772	0.61280814	3.00011640
Dow Jones	1	GARCH	2	1	normal	5	8	0.21487449	0.40677691	8.00048986
Dow Jones	1	GARCH	2	1	ged	5	4	0.64143491	0.86869882	4.00030073
Dow Jones	1	GARCH	1	2	t-student	5	3	0.33147772	0.61280814	3.00012438
Dow Jones	1	GARCH	1	2	normal	5	7	0.39656967	0.63194787	7.00047588
Dow Jones	1	GARCH	1	2	ged	5	4	0.64143491	0.86869882	4.00029711
Dow Jones	1	GARCH	1	1	t-student	5	3	0.33147772	0.61280814	3.00012443
Dow Jones	1	GARCH	1	1	normal	5	7	0.39656967	0.63194787	7.00047638
Dow Jones	1	GARCH	1	1	ged	5	4	0.64143491	0.86869882	4.00029782
Dow Jones	1	GARCH	0	2	t-student	5	147	0.00000000	0.00000000	147.00436970
Dow Jones	1	GARCH	0	2	normal	5	8	0.21487450	0.12844960	8.00030700
Dow Jones	1	GARCH	0	2	ged	5	159	0.00000000	0.00000000	159.01493748
Dow Jones	1	GARCH	0	1	t-student	5	0	0.00039740	0.00134870	0.00000000
Dow Jones	1	GARCH	0	1	normal	5	8	0.21487449	0.12844957	8.00031639
Dow Jones	1	GARCH		1	ged	5	159	0.00000000	0.00000000	159.01493748
Dow Jones	1	EGARCH			t-student	5	3	0.33147772	0.61280814	3.00008059
Dow Jones	1	EGARCH			normal	5	8	0.21487449	0.40677691	8.00045442
Dow Jones		EGARCH			ged	5	6	0.66301631	0.84538407	6.00029687
Dow Jones		EGARCH			t-student	5	3	0.33147772	0.61280814	3.00007860
Dow Jones	1	EGARCH			normal	5	9	0.10601978	0.22955773	9.00047970
Dow Jones		EGARCH			ged	5	7	0.39656967	0.63194787	7.00029446
Dow Jones	1	EGARCH			t-student	5	3	0.33147772	0.61280814	3.00005973
Dow Jones  Dow Jones		EGARCH			normal	5	8	0.21487449	0.40677691	8.00044589
Dow Jones  Dow Jones	1	EGARCH			ged	5	7	0.39656967	0.63194787	7.00026748
Dow Jones  Dow Jones	1	EGARCH			t-student	5	4	0.64143491	0.86869882	4.00005865
Dow Jones  Dow Jones	1	EGARCH			normal	5	8	0.21487449	0.40677691	8.00044504
Dow Jones  Dow Jones		EGARCH			ged	5	7	0.39656967	0.63194787	7.00026636
Dow Jones Dow Jones		EGARCH			t-student	5	0	0.00039740	0.00134870	0.00000000
Dow Jones Dow Jones	1	EGARCH			normal	5	8	0.21487449	0.12844957	8.00034468
Dow Jones Dow Jones		EGARCH			ged	5	4	0.64143491	0.86869882	4.00019194
Dow Jones Dow Jones		EGARCH			t-student	5	0	0.00039740	0.00134870	0.00000000
Dow Jones Dow Jones	1	EGARCH			normal	5	8	0.21487449	0.12844957	8.00034561
Dow Jones Dow Jones		EGARCH			ged	5	3	0.33147772	0.61280814	3.00017102
Dow Joiles	1	EOARCH	U	1	geu	3	3	0.3314///2	0.01200014	3.0001/102

Tabla 9 VaR al9 5% de confianza

		onfianza	_	_		Violaciones	Violaciones	P-value / Cobertura	P-value / Cobertura	Función de Pérdida
Índice	AR	Modelo	P	Q	Distribucion		Observadas	Incondicional	Condicional	Lopez
S&P 500	1	TGARCH	2	2	t-student	25	17	0.08216934	0.12118456	17.00106288
S&P 500	1	TGARCH	2	1	t-student	25	16	0.04862443	0.08422582	16.00107978
S&P 500	1	TGARCH	1	2	t-student	25	17	0.08216934	0.19260035	17.00112408
S&P 500	1	TGARCH	1	1	t-student	25	17	0.08216934	0.19260035	17.00112454
S&P 500	1	TGARCH	0	2	t-student	25	8	0.00005209	0.00024469	8.00038026
S&P 500	1	TGARCH	0	1	t-student	25	166	0.00000000	0.00000000	165.06546413
S&P 500	1	TGARCH	2	2	normal	25	27	0.68520168	0.83274269	27.00170615
S&P 500	1	TGARCH	2	1	normal	25	27	0.68520168	0.83274269	27.00172044
S&P 500	1	TGARCH	1	2	normal	25	28	0.54552583	0.46059219	28.00174464
S&P 500	1	TGARCH	1	1	normal	25	28	0.54552583	0.46059219	28.00174432
S&P 500	1	TGARCH	0	2	normal	25	162	0.00000000	0.00000000	162.04148994
S&P 500	1	TGARCH	0	1	normal	25	165	0.00000000	0.00000000	139.09276694
S&P 500	1	TGARCH	2	2	ged	25	28	0.54552583	0.78369808	28.00160470
S&P 500	1	TGARCH	2	1	$\operatorname{ged}$	25	28	0.54552583	0.78369808	28.00161707
S&P 500	1	TGARCH	1	2	$\operatorname{ged}$	25	28	0.54552583	0.46059219	28.00166627
S&P 500	1	TGARCH	1	1	ged	25	28	0.54552583	0.46059219	28.00166566
S&P 500	1	TGARCH	0	2	$\operatorname{ged}$	25	250	0.00000000	0.00000000	250.03351153
S&P 500	1	TGARCH	0	1	$\operatorname{ged}$	25	250	0.00000000	0.00000000	250.03351153
S&P 500	1			2	t-student	25	21	0.39919567	0.39178776	21.00111590
S&P 500	1	GARCH			t-student	25	21	0.39919567	0.39178776	21.00106780
S&P 500	1			2	t-student	25	21	0.39919567	0.69531500	21.00106014
S&P 500	1			1	t-student	25	21	0.39919567	0.69531500	21.00106042
S&P 500	1			2	t-student	25	4	0.00000011	0.00000071	4.00005254
S&P 500	1	GARCH			t-student	25	3	0.00000001	0.00000010	3.00013269
S&P 500	1	GARCH			normal	25	31	0.23455634	0.49257279	31.00169827
S&P 500	1	GARCH			normal	25	29	0.42293713	0.70291901	29.00168298
S&P 500	1			2	normal	25	30	0.31922706	0.60182149	30.00159687
S&P 500	1	GARCH			normal	25	30	0.31922706	0.60182149	30.00159759
S&P 500	1			2	normal	25	150	0.00000000	0.00000000	133.00263453
S&P 500	1			1	normal	25	20	0.28847909	0.28040876	20.00295092
S&P 500	1	GARCH			ged	25	28	0.54552583	0.78369808	28.00159704
S&P 500	1			1	ged	25	28	0.54552583	0.78369808	28.00158538
S&P 500	1			2	ged	25	29	0.42293713	0.70291901	29.00147132
S&P 500	1			1	ged	25	29	0.42293713	0.70291901	29.00147299
S&P 500	1			2	ged	25	189	0.00000000	0.00000000	189.02637832
S&P 500	1	GARCH			ged	25	189	0.00000000	0.00000000	189.02637832
S&P 500	1	EGARCH			t-student	25	14	0.01416169	0.03293836	14.00128643
S&P 500	1	EGARCH			t-student	25	14	0.01416169	0.03293836	14.00127984
S&P 500	1	EGARCH			t-student	25	17	0.08216934	0.19260035	17.00108898
S&P 500	1	EGARCH			t-student	25	17	0.08216934	0.19260035	17.00108319
S&P 500	1	EGARCH			t-student	25	2	0.00000000	0.00000001	2.00000625
S&P 500	1	EGARCH			t-student	25	2	0.00000000	0.00000001	2.00000597
S&P 500	1	EGARCH			normal	25	27	0.68520168	0.44975962	27.00177503
S&P 500	1	EGARCH			normal	25	27	0.68520168	0.44975962	27.00184107
S&P 500	1	EGARCH			normal	25 25	28	0.54552583	0.46059219	28.00172087
S&P 500 S&P 500	1	EGARCH EGARCH			normal	25 25	28	0.54552583	0.46059219	28.00171992
S&P 500 S&P 500					normal	25	20	0.28847909 0.28847909	0.28040876	20.00305020
	1	EGARCH			normal	25	20		0.28040876	20.00305383
S&P 500 S&P 500		EGARCH EGARCH			ged	25 25	25 25	1.00000000	0.36488988	25.00181135 25.00180475
S&P 500	1 1				ged	25 25	25 27	1.00000000	0.36488988 0.44975962	
S&P 500	1				ged	25 25	27	0.68520168		27.00163043
					ged			0.68520168	0.44975962	27.00162842 20.00346761
S&P 500 S&P 500	1	EGARCH EGARCH			ged ged	25 25	20 20	0.28847909 0.28847909	0.28040876 0.28040876	20.00346761
Nikkei 225		TGARCH			ged t-student	25 25	20 16	0.28847909	0.28040876	16.00061430
Nikkei 225 Nikkei 225		TGARCH			t-student t-student	25 25	16	0.04862443	0.11761722	16.00061430
Nikkei 225		TGARCH			t-student	25 25	16	0.04862443	0.11761722	16.00061322
Nikkei 225		TGARCH			t-student	25 25	16	0.04862443	0.11761722	16.00060961
Nikkei 225		TGARCH			t-student t-student	25 25	4	0.00000011	0.00000071	4.00003356
	1	TGARCH			t-student	25 25	140	0.00000000	0.00000000	140.09462075
Nikkei 225		TOADOU	_			25	20	0.28847909	0.55532719	20.00070027
Nikkei 225 Nikkei 225	1	TGARCH			normal		21	0.30010567	0.60521500	20.00079927
Nikkei 225 Nikkei 225 Nikkei 225	1 1	TGARCH	2	1	normal	25	21	0.39919567	0.69531500	21.00078882
Nikkei 225 Nikkei 225 Nikkei 225 Nikkei 225	1 1 1	TGARCH TGARCH	2 1	1 2	normal normal	25 25	23	0.67758663	0.91545497	21.00078882 23.00076037
Nikkei 225 Nikkei 225 Nikkei 225	1 1 1	TGARCH	2 1 1	1 2 1	normal	25				21.00078882

VaR al9 5% de confianza

VaR al9 5%	6 de c	onfianza								
Índice	AR	Modelo	P	Q	Distribucion		Violaciones Observadas	P-value / Cobertura Incondicional	P-value / Cobertura Condicional	Función de Pérdida - Lopez
Nikkei 225	1	TGARCH	0	1	normal	25	175	0.00000000	0.00000000	170.01382626
Nikkei 225		TGARCH			ged	25	21	0.39919567	0.69531500	21.00081456
Nikkei 225	1	TGARCH	2	1	ged	25	21	0.39919567	0.69531500	21.00080430
Nikkei 225	1	TGARCH	1	2	ged	25	21	0.39919567	0.69531500	21.00077778
Nikkei 225	1	TGARCH	1	1	ged	25	21	0.39919567	0.69531500	21.00078259
Vikkei 225	1	TGARCH	0	2	ged	25	220	0.00000000	0.00000000	195.01655021
Vikkei 225	1	TGARCH	0	1	ged	25	220	0.00000000	0.00000000	150.01610487
Vikkei 225	1	GARCH	2	2	t-student	25	16	0.04862443	0.08422582	16.00057440
Vikkei 225	1	GARCH	2	1	t-student	25	16	0.04862443	0.08422582	16.00057410
Nikkei 225	1	GARCH	1	2	t-student	25	16	0.04862443	0.08422582	16.00057431
Nikkei 225	1	GARCH	1	1	t-student	25	16	0.04862443	0.08422582	16.00057422
Nikkei 225	1	GARCH	0	2	t-student	25	4	0.00000011	0.00000071	4.00001500
Vikkei 225	1	GARCH	0	1	t-student	25	3	0.00000001	0.00000010	3.00001065
likkei 225	1	GARCH	2	2	normal	25	20	0.28847909	0.55532719	20.00074971
likkei 225	1	GARCH	2	1	normal	25	20	0.28847909	0.55532719	20.00075173
likkei 225	1	GARCH	1	2	normal	25	20	0.28847909	0.55532719	20.00074957
likkei 225	1	GARCH	1	1	normal	25	20	0.28847909	0.55532719	20.00075167
likkei 225		GARCH	0		normal	25	7	0.00001413	0.00007296	7.00011600
likkei 225		GARCH			normal	25	7	0.00001413	0.00007296	7.00011607
likkei 225		GARCH			ged	25	20	0.28847909	0.55532719	20.00074326
likkei 225		GARCH			ged	25	20	0.28847909	0.55532719	20.00074438
likkei 225		GARCH			ged	25	20	0.28847909	0.55532719	20.00074316
likkei 225	1	GARCH	1	1	$\operatorname{ged}$	25	20	0.28847909	0.55532719	20.00074448
likkei 225	1	GARCH	0	2	$\operatorname{ged}$	25	178	0.00000000	0.00000000	178.01753395
likkei 225	1	GARCH	0	1	$\operatorname{ged}$	25	178	0.00000000	0.00000000	178.01753395
likkei 225	1	EGARCH	2	2	t-student	25	17	0.08216934	0.19260035	17.00055383
likkei 225	1	EGARCH	2	1	t-student	25	17	0.08216934	0.19260035	17.00055509
likkei 225	1	EGARCH	1	2	t-student	25	16	0.04862443	0.11761722	16.00056904
likkei 225	1	EGARCH	1	1	t-student	25	16	0.04862443	0.11761722	16.00057140
Vikkei 225	1	EGARCH	0	2	t-student	25	2	0.00000000	0.00000001	2.00002001
Vikkei 225	1	EGARCH	0	1	t-student	25	2	0.00000000	0.00000001	2.00001155
Vikkei 225	1	EGARCH	2	2	normal	25	20	0.28847909	0.55532719	20.00071554
likkei 225		EGARCH			normal	25	20	0.28847909	0.55532719	20.00071549
Vikkei 225		EGARCH			normal	25	22	0.53007944	0.82067781	22.00072036
Nikkei 225		EGARCH			normal	25	22	0.53007944	0.82067781	22.00072526
likkei 225		EGARCH			normal	25	7	0.00001413	0.00007296	7.00012526
Vikkei 225		EGARCH			normal	25	7	0.00001413	0.00007296	7.00012564
Vikkei 225		EGARCH			ged	25	21	0.39919567	0.69531500	21.00072822
Vikkei 225		EGARCH			ged	25	21	0.39919567	0.69531500	21.00072783
likkei 225		EGARCH			ged	25	21	0.39919567	0.69531500	21.00073084
likkei 225		EGARCH			ged	25	22	0.53007944	0.82067781	22.00073489
likkei 225		EGARCH			ged	25	8	0.00005209	0.00024469	8.00014950
		EGARCH			ged	25	194	0.00000000	0.00000000	194.02126607
Nasdaq	1	TGARCH			t-student	25	20	0.28847909	0.24692546	20.00169284
Nasdaq	1	TGARCH			t-student	25	22	0.53007944	0.29755544	22.00171160
Nasdaq	1	TGARCH			t-student	25	22	0.53007944	0.82067781	22.00175467
Nasdaq	1	TGARCH			t-student	25	23	0.67758663	0.91545497	23.00175353
Nasdaq	1	TGARCH			t-student	25	16	0.04862443	0.11761722	16.00253830
Nasdaq	1				t-student	25 25	16	0.04862443	0.11761722	16.00254266
Nasdaq	1	TGARCH			normal	25 25	31	0.23455634	0.36656205	31.00232067
Nasdaq	1	TGARCH			normal	25 25	29 27	0.42293713	0.44816988	29.00228084
Nasdaq Nasdaq	1	TGARCH			normal	25 25	27	0.68520168	0.44975962	27.00231876
	1	TGARCH			normal	25 25	27 170	0.68520168	0.44975962	27.00231979
Nasdaq	1	TGARCH			normal	25 25	170	0.00000000	0.00000000	230.01369385
Nasdaq	1	TGARCH			normal	25 25	230	0.00000000	0.00000000	200.03213458
Nasdaq Nasdaq	1	TGARCH			ged	25	30	0.31922706	0.41509291	30.00213330
Nasdaq Nasdaq	1	TGARCH			ged	25 25	30	0.31922706	0.41509291	30.00217651
_	1	TGARCH			ged	25 25	28	0.54552583	0.78369808	28.00218465
Nasdaq	1	TGARCH			ged	25 25	28	0.54552583	0.78369808	28.00218438
Mondae	1 1	TGARCH			ged	25 25	244	0.00000000	0.00000000	147.01736970
Nasdaq		TGARCH			ged	25	244	0.00000000 0.00311761	0.00000000 0.00712116	244.05741012 12.00168100
Nasdaq		CARCII	0	_					0.0071710	
Nasdaq Nasdaq	1	GARCH			t-student	25 25	12			
Nasdaq Nasdaq Nasdaq	1 1	GARCH	2	2	t-student	25	25	1.00000000	0.97034299	25.00168987
Nasdaq Nasdaq	1		2	2 1						

VaR al9 5% de confianza

Indice	AR	Modelo	P	Q	Distribucion		Violaciones Observadas	P-value / Cobertura Incondicional	P-value / Cobertura Condicional	Función de Pérdida - Lopez
Vasdaq	1	GARCH	1	1	t-student	25	24	0.83638940	0.96734765	24.00166902
Vasdaq	1	GARCH			t-student	25	11	0.00129681	0.00277231	11.00145786
Vasdaq	1	GARCH			normal	25	29	0.42293713	0.60529412	29.00243592
Vasdaq	1	GARCH	2	1	normal	25	29	0.42293713	0.60529412	29.00239829
Jasdaq	1	GARCH			normal	25	30	0.31922706	0.60182149	30.00231628
Vasdaq	1	GARCH			normal	25	30	0.31922706	0.60182149	30.00231586
Vasdaq	1	GARCH			normal	25	29	0.42293713	0.44816988	29.00622475
Vasdaq	1		0		normal	25	29	0.42293713	0.44816988	29.00623226
Vasdaq	1	GARCH			ged	25	28	0.54552583	0.73003850	28.00217765
Vasdaq	1	GARCH			ged	25	28	0.54552583	0.73003850	28.00217607
Vasdaq	1	GARCH			ged	25	28	0.54552583	0.73003850	28.00210146
Vasdaq	1	GARCH			ged	25	28	0.54552583	0.73003850	28.00210410
Vasdaq	1	GARCH			ged	25	193	0.00000000	0.00000000	193.04656135
Vasdaq	1	GARCH			ged	25	193	0.00000000	0.00000000	193.04656135
Vasdaq	1	EGARCH			t-student	25	23	0.67758663	0.30173534	23.00197440
Vasdaq	1	EGARCH			t-student	25	23	0.67758663	0.30173534	23.00197110
Vasdaq	1	EGARCH			t-student	25	22	0.53007944	0.82067781	22.00179123
Vasdaq Vasdaq	1	EGARCH			t-student	25 25	22	0.53007944	0.82067781	22.00179123
vasdaq Vasdaq	1	EGARCH			t-student	25 25	11	0.00129681	0.00277231	11.00135317
vasdaq Vasdaq	1	EGARCH			t-student t-student	25	11	0.00129681	0.00277231	11.00135317
vasdaq Vasdaq	1	EGARCH			normal	25 25	31	0.23455634	0.49257279	31.00270299
•	1	EGARCH								
Vasdaq Vasdaq	1	EGARCH			normal normal	25 25	31 29	0.23455634	0.49257279	31.00268833
vasdaq Vasdaq	1	EGARCH			normal	25 25	29	0.42293713	0.44816988	29.00242567
	1					25 25		0.42293713	0.44816988	29.00242539
Vasdaq Vasdaq		EGARCH EGARCH			normal		31	0.23455634	0.36656205	31.00644936
_	1				normal	25 25	31	0.23455634	0.36656205	31.00645410
Vasdaq	1	EGARCH			ged	25	30	0.31922706	0.60182149	30.00255151
Vasdaq	1	EGARCH			ged	25	30	0.31922706	0.60182149	30.00253361
Vasdaq	1	EGARCH			ged	25	26	0.83841513	0.84186887	26.00225199
Vasdaq	1	EGARCH			ged	25	26	0.83841513	0.41646234	26.00224826
Vasdaq	1	EGARCH			ged	25	32	0.16777492	0.30911195	32.00677188
Vasdaq	1	EGARCH			ged	25	32	0.16777492	0.30911195	32.00677558
bex 35	1	TGARCH			t-student	25	15	0.02710209	0.06647924	15.00116839
bex 35	1	TGARCH			t-student	25	14	0.01416169	0.03459264	14.00116365
bex 35	1	TGARCH			t-student	25	14	0.01416169	0.03459264	14.00117679
bex 35	1	TGARCH			t-student	25	14	0.01416169	0.03459264	14.00116352
bex 35	1	TGARCH			t-student	25	3	0.00000001	0.00000010	3.00019159
bex 35	1	TGARCH			t-student	25	184	0.00000000	0.00000000	184.07968432
bex 35	1	TGARCH			normal	25	17	0.08216934	0.01219904	17.00138511
bex 35	1	TGARCH			normal	25	17	0.08216934	0.01219904	17.00134846
bex 35	1	TGARCH			normal	25	17	0.08216934	0.01219904	17.00135541
bex 35	1	TGARCH			normal	25	17	0.08216934	0.01219904	17.00134998
bex 35		TGARCH			normal	25	200	0.00000000	0.00000000	197.03124490
bex 35	1	TGARCH			normal	25	197	0.00000000	0.00000000	150.03214420
bex 35	1	TGARCH			ged	25	17	0.08216934	0.01219904	17.00136341
bex 35		TGARCH			$\operatorname{ged}$	25	17	0.08216934	0.01219904	17.00135950
bex 35	1	TGARCH			$\operatorname{ged}$	25	17	0.08216934	0.01219904	17.00136537
bex 35	1	TGARCH			ged	25	17	0.08216934	0.01219904	17.00135884
bex 35	1	TGARCH			ged	25	239	0.00000000	0.00000000	239.02334513
bex 35	1	TGARCH	0	1	ged	25	239	0.00000000	0.00000000	239.02334513
bex 35	1	GARCH	2	2	t-student	25	17	0.08216934	0.19260035	17.00108418
bex 35	1	GARCH	2	1	t-student	25	17	0.08216934	0.19260035	17.00110055
bex 35	1	GARCH	1	2	t-student	25	18	0.13134727	0.29326319	18.00109328
bex 35	1	GARCH	1	1	t-student	25	18	0.13134727	0.29326319	18.00109332
bex 35	1	GARCH	0	2	t-student	25	0	0.00000000	0.00000000	0.00000000
bex 35	1	GARCH	0	1	t-student	25	1	0.00000000	0.00000000	1.00003852
bex 35	1	GARCH			normal	25	20	0.28847909	0.55532719	20.00128371
bex 35	1	GARCH			normal	25	20	0.28847909	0.55532719	20.00128375
bex 35	1	GARCH			normal	25	21	0.39919567	0.39178776	21.00124805
bex 35	1	GARCH			normal	25	21	0.39919567	0.39178776	21.00124794
bex 35	1	GARCH			normal	25	6	0.00000332	0.00000315	6.00077384
bex 35	1	GARCH			normal	25	6	0.00000332	0.00000315	6.00077488
bex 35	1	GARCH			ged	25	21	0.39919567	0.39178776	21.00130704
	1	GARCH			ged	25	21	0.39919567	0.39178776	21.00130738
bex 35										

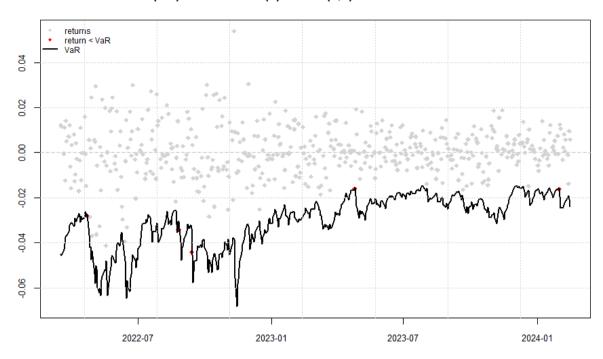
VaR al9 5% de confianza

Índice	AR	Modelo	P	Q	Distribucion		Violaciones Observadas	P-value / Cobertura 1 Incondicional	P-value / Cobertura Condicional	Función de Pérdida Lopez
Ibex 35	1	GARCH	1	1	ged	25	21	0.39919567	0.39178776	21.00128389
Ibex 35	1	GARCH		2	ged	25	175	0.00000000	0.00000000	175.01644786
Ibex 35	1	GARCH			ged	25	175	0.00000000	0.00000000	175.01644786
Ibex 35	1	EGARCH			t-student	25	14	0.01416169	0.03459264	14.00119254
Ibex 35	1	EGARCH			t-student	25	14	0.01416169	0.03459264	14.00119485
Ibex 35		EGARCH			t-student	25	15	0.02710209	0.01749161	15.00115728
Ibex 35	1	EGARCH			t-student	25	15	0.02710209	0.01749161	15.00113728
Ibex 35	1	EGARCH			t-student	25	0	0.00000000	0.00000000	0.00000000
Ibex 35	1	EGARCH			t-student	25	0	0.00000000	0.00000000	0.00000000
Ibex 35	1	EGARCH			normal	25	16	0.04862443	0.03585582	16.00138049
Ibex 35	1	EGARCH			normal	25	16	0.04862443	0.03585582	16.00138026
Ibex 35	1	EGARCH			normal	25	16	0.04862443	0.03585582	16.00133715
Ibex 35	1	EGARCH			normal	25	16	0.04862443	0.03585582	16.00133715
Ibex 35		EGARCH			normal	25	6	0.00000332	0.00000315	6.00083135
Ibex 35	1	EGARCH			normal	25	6	0.00000332	0.00000315	6.00083254
Ibex 35		EGARCH			ged	25	17	0.08216934	0.06738337	17.00139823
Ibex 35	1	EGARCH			ged	25	17	0.08216934	0.06738337	17.00139823
Ibex 35		EGARCH				25 25	16	0.04862443	0.03585582	16.00135191
Ibex 35		EGARCH			ged	25 25	16	0.04862443	0.03585582	16.00133191
Ibex 35		EGARCH			ged	25 25	6	0.00000332	0.00000315	6.00089725
Ibex 35	1	EGARCH			ged	25 25	6		0.00000313	
	1	TGARCH			ged t-student	25 25	14	0.00000332 0.01416169		6.00089905
Hang Seng	1				t-student	25 25	14	0.01416169	0.03293836	14.00144920
Hang Seng		TGARCH			t-student t-student		14		0.03293836	14.00146484
Hang Seng	1	TGARCH TGARCH			t-student t-student	25 25	14 14	0.01416169	0.03293836	14.00154084
Hang Seng					t-student t-student		7	0.01416169	0.03293836	14.00154107
Hang Seng	1	TGARCH				25 25	132	0.00001413 0.00000000	0.00007296	7.00127005
Hang Seng		TGARCH TGARCH			t-student	25 25			0.00000000	132.02475317
Hang Seng	1	TGARCH			normal normal	25 25	165 27	0.00000000	0.00000000	178.06546512
Hang Seng	1							0.68520168	0.84153661	27.00232620
Iang Seng	1	TGARCH			normal	25	27	0.68520168	0.84153661	27.00235336
Iang Seng	1	TGARCH			normal	25	26	0.83841513	0.92576434	26.00244724
Hang Seng	1	TGARCH			normal	25	26	0.83841513	0.92576434	26.00244677
Hang Seng	1	TGARCH			normal	25 25	246	0.00000000	0.00000000	246.05573461
Hang Seng	1	TGARCH			ged	25	25	1.00000000	0.97034299	25.00215200
Hang Seng	1	TGARCH			ged	25	25	1.00000000	0.97034299	25.00216824
Hang Seng	1	TGARCH			ged	25	25	1.00000000	0.97034299	25.00225675
Hang Seng		TGARCH			ged	25	25	1.00000000	0.97034299	25.00225670
Hang Seng	1	TGARCH			ged	25	268	0.00000000	0.00000000	268.05912896
Hang Seng	1	TGARCH			ged	25	268	0.00000000	0.00000000	268.05912896
Hang Seng	1	GARCH			t-student	25	11	0.00129681	0.00442049	11.00137712
Hang Seng	1	GARCH		1	t-student	25	12	0.00311761	0.00712116	12.00166332
Hang Seng	1			2	t-student	25	15	0.02710209	0.06647924	15.00166429
Hang Seng	1	GARCH			t-student	25	15	0.02710209	0.06647924	15.00166835
Hang Seng	1	GARCH			t-student	25	6	0.00000332	0.00001873	6.00092953
Hang Seng	1	GARCH			t-student	25	3	0.00000001	0.00000010	3.00090800
Hang Seng	1	GARCH		2	normal	25	24	0.83638940	0.96734765	24.00268906
Hang Seng	1	GARCH			normal	25	24	0.83638940	0.96734765	24.00269047
Iang Seng	1	GARCH			normal	25	23	0.67758663	0.91545497	23.00267412
Hang Seng	1	GARCH			normal	25	23	0.67758663	0.91545497	23.00267937
Iang Seng	1	GARCH			normal	25	27	0.68520168	0.19642011	27.00349263
Hang Seng	1	GARCH			normal	25	27	0.68520168	0.19642011	27.00335645
Hang Seng	1	GARCH			$\operatorname{ged}$	25	21	0.39919567	0.69531500	21.00251960
Iang Seng	1	GARCH	2	1	ged	25	21	0.39919567	0.69531500	21.00252433
Iang Seng	1	GARCH	1	2	$\operatorname{ged}$	25	22	0.53007944	0.82067781	22.00250532
Iang Seng	1	GARCH	1	1	ged	25	23	0.67758663	0.91545497	23.00250944
Iang Seng	1	GARCH			ged	25	232	0.00000000	0.00000000	232.04610084
Hang Seng	1	GARCH	0	1	ged	25	232	0.00000000	0.00000000	232.04610084
Iang Seng	1	EGARCH	2	2	t-student	25	13	0.00690103	0.01836971	13.00139893
Hang Seng	1	EGARCH	2	1	t-student	25	13	0.00690103	0.01836971	13.00139695
Iang Seng	1	EGARCH	1	2	t-student	25	14	0.01416169	0.03293836	14.00153462
Hang Seng	1	EGARCH	1	1	t-student	25	14	0.01416169	0.03293836	14.00153389
Hang Seng	1	EGARCH	0	2	t-student	25	1	0.00000000	0.00000000	1.00053148
Hang Seng	1	EGARCH			t-student	25	1	0.00000000	0.00000000	1.00045475
Iang Seng	1	EGARCH	_		normal	25	25	1.00000000	0.97034299	25.00231920

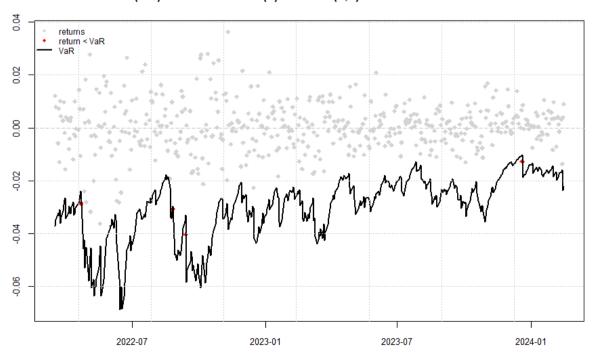
VaR al9 5% de confianza

Hang Seng Hang Seng Hang Seng Hang Seng Hang Seng Hang Seng Hang Seng Hang Seng Hang Seng	1 1 1 1 1 1 1	EGARCH EGARCH EGARCH EGARCH	1	2	Distribucion normal	Esperadas 25		Incondicional	Condicional	Lopez
Hang Seng	1 1 1 1	EGARCH EGARCH	1		normal	25				
Hang Seng Hang Seng Hang Seng Hang Seng Hang Seng Hang Seng	1 1 1 1	EGARCH		1			24	0.83638940	0.96734765	24.00244758
Hang Seng Hang Seng Hang Seng Hang Seng Hang Seng	1 1 1				normal	25	24	0.83638940	0.96734765	24.00244614
Hang Seng Hang Seng Hang Seng Hang Seng	1 1	EGARCH	0	2	normal	25	27	0.68520168	0.19642011	27.00348415
Hang Seng Hang Seng Hang Seng	1		0	1	normal	25	27	0.68520168	0.19642011	27.00348828
Hang Seng		EGARCH	2	2	ged	25	23	0.67758663	0.91545497	23.00214869
Hang Seng	1	EGARCH	2	1	$\operatorname{ged}$	25	23	0.67758663	0.91545497	23.00214677
	•	EGARCH	1	2	ged	25	22	0.53007944	0.82067781	22.00225724
Hang Seng	1	EGARCH	1	1	ged	25	22	0.53007944	0.82067781	22.00225535
	1	EGARCH	0	2	ged	25	32	0.16777492	0.26649526	32.00371761
Hang Seng	1	EGARCH	0	1	ged	25	32	0.16777492	0.26649526	32.00372368
Dow Jones	1	TGARCH	2	2	t-student	25	17	0.08216934	0.12118456	17.00089230
Dow Jones	1	TGARCH	2	1	t-student	25	17	0.08216934	0.12118456	17.00089678
Dow Jones	1	TGARCH	1	2	t-student	25	15	0.02710209	0.05463403	15.00089970
Dow Jones	1	TGARCH	1	1	t-student	25	15	0.02710209	0.05463403	15.00089981
Dow Jones	1	TGARCH	0	2	t-student	25	4	0.00000011	0.00000071	4.00017099
Dow Jones	1	TGARCH	0	1	t-student	25	180	0.00000000	0.00000000	180.03254640
Dow Jones	1	TGARCH	2	2	normal	25	28	0.54552583	0.73003850	28.00167391
Dow Jones	1	TGARCH	2	1	normal	25	28	0.54552583	0.73003850	28.00167150
Dow Jones	1	TGARCH	1	2	normal	25	28	0.54552583	0.73003850	28.00162480
Dow Jones	1	TGARCH	1	1	normal	25	28	0.54552583	0.73003850	28.00162482
Dow Jones	1	TGARCH			normal	25	150	0.00000000	0.00000000	145.06541654
Dow Jones	1	TGARCH			normal	25	145	0.00000000	0.00000000	166.03216347
Dow Jones	1	TGARCH			ged	25	28	0.54552583	0.73003850	28.00162162
Dow Jones	1	TGARCH			ged	25	28	0.54552583	0.73003850	28.00161079
Dow Jones	1	TGARCH			ged	25	30	0.31922706	0.48032353	30.00159130
Dow Jones	1	TGARCH			ged	25	30	0.31922706	0.48032353	30.00159120
Dow Jones	1	TGARCH			ged	25	233	0.00000000	0.00000000	165.01923728
Dow Jones	1	TGARCH			ged	25	233	0.00000000	0.00000000	233.02330578
Dow Jones	1			2	t-student	25	17	0.08216934	0.19260035	17.00097206
Dow Jones	1	GARCH			t-student t-student	25	18	0.13134727	0.11677270	18.00096443
Dow Jones	1	GARCH		2	t-student t-student	25	15	0.02710209	0.05463403	15.00094170
Dow Jones	1	GARCH		1	t-student t-student	25	15	0.02710209	0.05463403	15.00094256
Dow Jones	1	GARCH		2	t-student	25	2	0.00000000	0.00000001	2.00003300
Dow Jones	1	GARCH		1	t-student	25	2	0.00000000	0.00000001	2.00003300
Dow Jones	1			2	normal	25	30	0.31922706	0.60182149	30.00156218
Dow Jones	1	GARCH		1	normal	25	30	0.31922706	0.60182149	30.00157480
Dow Jones	1			2	normal	25	30	0.31922706	0.60182149	30.00157480
Dow Jones	1			1	normal	25	30	0.31922706	0.60182149	30.00152673
Dow Jones	1	GARCH		2	normal	25	16	0.04862443	0.03585582	16.00145600
Dow Jones	1	GARCH		1		25 25				
	1			2	normal	25	16 28	0.04862443	0.03585582	16.00147178
Dow Jones	1	GARCH GARCH		1	ged			0.54552583	0.78369808	28.00151394
Dow Jones	_				ged	25	29	0.42293713	0.70291901	29.00150910
Dow Jones	1	GARCH			ged	25	28	0.54552583	0.78369808	28.00145405
Dow Jones	1	GARCH		1	ged	25	28	0.54552583	0.78369808	28.00145548
Dow Jones	1	GARCH			ged	25	185	0.00000000	0.00000000	185.01776699
Dow Jones	1	GARCH			ged	25	185	0.00000000	0.00000000	185.01776699
Dow Jones	1	EGARCH			t-student	25	16	0.04862443	0.08422582	16.00092264
Oow Jones	1	EGARCH			t-student	25	16	0.04862443	0.08422582	16.00091856
Dow Jones	1	EGARCH			t-student	25	16	0.04862443	0.08422582	16.00084868
Dow Jones	1	EGARCH			t-student	25	16	0.04862443	0.08422582	16.00084773
Dow Jones	1	EGARCH	0	2	t-student	25	2	0.00000000	0.00000001	2.00001498
Dow Jones	1	EGARCH	0	1	t-student	25	2	0.00000000	0.00000001	2.00001466
Dow Jones	1	EGARCH	2	2	normal	25	26	0.83841513	0.92576434	26.00157591
Dow Jones	1	EGARCH	2	1	normal	25	26	0.83841513	0.92576434	26.00161331
Dow Jones	1	EGARCH	1	2	normal	25	27	0.68520168	0.84153661	27.00153649
Dow Jones	1	EGARCH	1	1	normal	25	27	0.68520168	0.84153661	27.00153503
Dow Jones	1	EGARCH	0	2	normal	25	16	0.04862443	0.03585582	16.00153357
Dow Jones	1	EGARCH			normal	25	16	0.04862443	0.03585582	16.00153562
Dow Jones		EGARCH			ged	25	26	0.83841513	0.92576434	26.00157476
Dow Jones	1	EGARCH			ged	25	26	0.83841513	0.92576434	26.00157149
Dow Jones	1	EGARCH			ged	25	29	0.42293713	0.60529412	29.00149287
Dow Jones	1	EGARCH			ged	25	29	0.42293713	0.60529412	29.00149122
Dow Jones	1	EGARCH			ged	25	17	0.08216934	0.06738337	17.00181051
					-					
Dow Jones	1	EGARCH	0	1	$\operatorname{ged}$	25	16	0.04862443	0.03585582	16.00166998

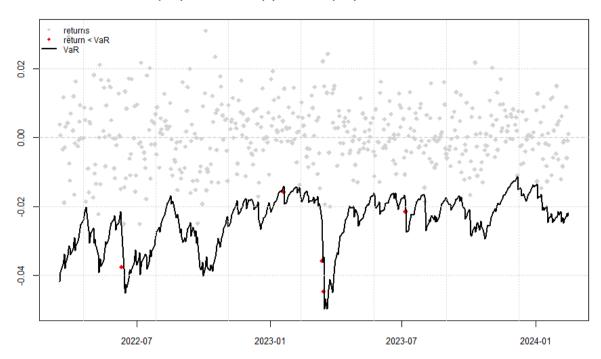
VaR(1%) S&P 500 - AR(1)GARCH(2,2) - distribution : t-student



VaR(1%) Dow Jones - AR(1)EGARCH(1,1) - distribution : t-student



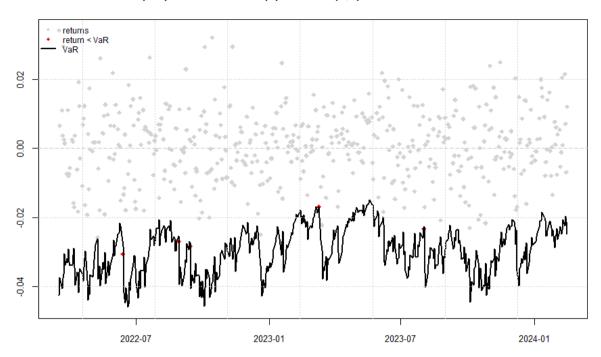
VaR(1%) Ibex 35 - AR(1)EGARCH(1,1) - distribution : normal



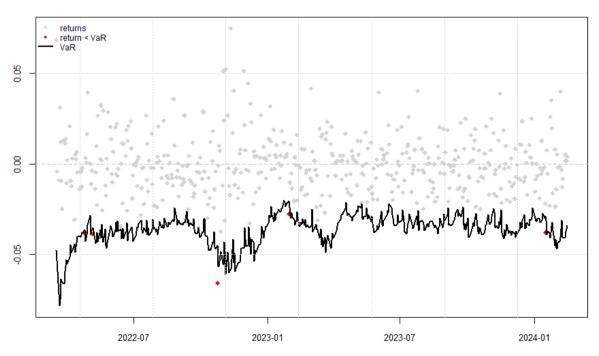
VaR(1%) Nasdaq - AR(1)TGARCH(2,2) - distribution : t-student



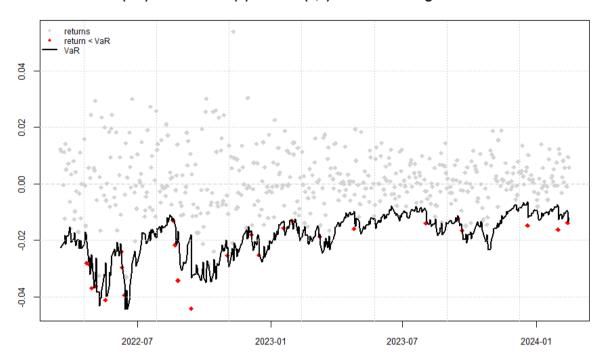
## VaR(1%) Nikkei 225 - AR(1)EGARCH(2,2) - distribution : t-student



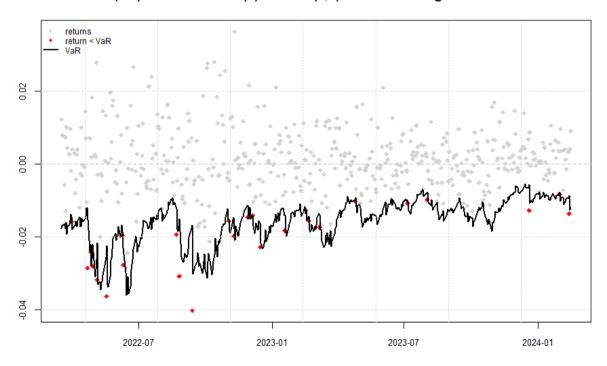
# VaR(1%) Hang Seng - AR(1)EGARCH(2,2) - distribution : normal



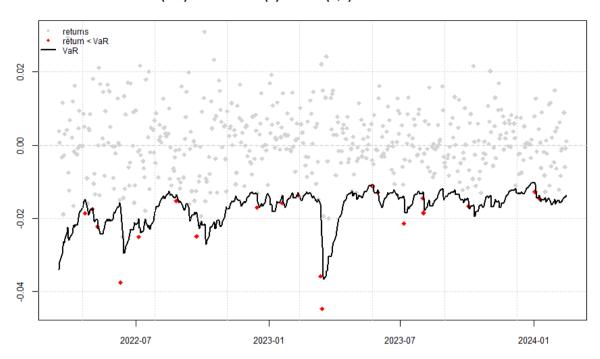
VaR(5%) S&P 500 - AR(1)EGARCH(2,1) - distribution : generalized error



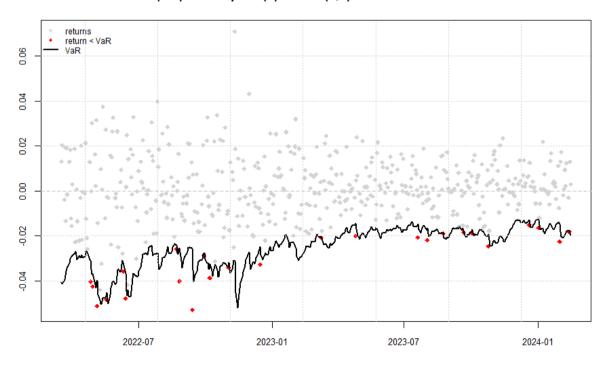
VaR(5%) Dow Jones - AR(1)EGARCH(2,1) - distribution : generalized error



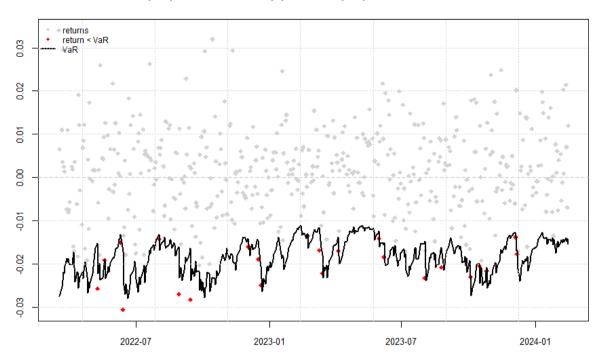
VaR(5%) Ibex 35 - AR(1)GARCH(2,2) - distribution : normal



VaR(5%) Nasdaq - AR(1)GARCH(2,2) - distribution : t-student



## VaR(5%) Nikkei 225 - AR(1)TGARCH(1,2) - distribution : normal



VaR(5%) Hang Seng - AR(1)TGARCH(2,2) - distribution : generalized error

