



facultad de
economía
y **empresa**



VNIVERSIDAD
DE SALAMANCA
CAMPUS DE EXCELENCIA INTERNACIONAL

Universidad de Salamanca

Facultad de Economía y Empresa

Grado en Economía

Curso 2013 / 2014

**LA VOLATILIDAD DE LOS MERCADOS EN EL ESCENARIO DE LA CRISIS
DE LAS HIPOTECAS BASURA Y LA DEUDA SOBERANA**

Realizado por el estudiante Isabel Alejandra Palomero Abensur

Tutelado por el Profesor Javier Perote Peña

Salamanca, fecha 16 de junio de 2014

INDICE DE CONTENIDOS

RESUMEN.....	3
1. INTRODUCCIÓN.....	3
2. ANALISIS DE LAS CARÁCTERÍSTICAS DE SERIES FINANCIERAS DE ALTA FRECUENCIA.....	4
2.1. Media condicional casi impredecible.....	5
2.2. Heteroscedasticidad condicional.....	5
2.3. Clusters de volatilidad o volatilidad agrupada.....	5
2.4. Efecto apalancamiento (leverage effect).....	6
2.5. Efectos estacionales.....	6
2.6. No normalidad.....	6
3. ANÁLISIS DE NO NORMALIDAD EN RELACIÓN A LA FRECUENCIA.....	8
3.1. No normalidad y funciones de mejor ajuste.....	8
3.2 Normalidad con datos agregados.....	9
4. CONTRASTE EMPÍRICO DE LAS CARACTERÍSTICAS DE LAS SERIES FINANCIERAS Y CÁLCULO DEL VaR.....	10
4.1. Estimación del modelo ARMA-GARCH.....	10
4.2. Cálculo del VaR.....	11
4.3. Análisis de los residuos estandarizados.....	13
5. APLICACIÓN DEL VaR A CONTEXTOS DE DIFERENTE VOLATILIDAD.....	14
5.1. Comparación no paramétrica.....	15
5.2. Comparación paramétrica.....	16
5.2.1 <i>Periodo pre-crisis</i>	16
5.2.2 <i>Periodo crisis</i>	18
6. CONCLUSIONES.....	19
ÍNDICE DE TABLAS Y FIGURAS.....	21
BIBLIOGRAFÍA.....	22

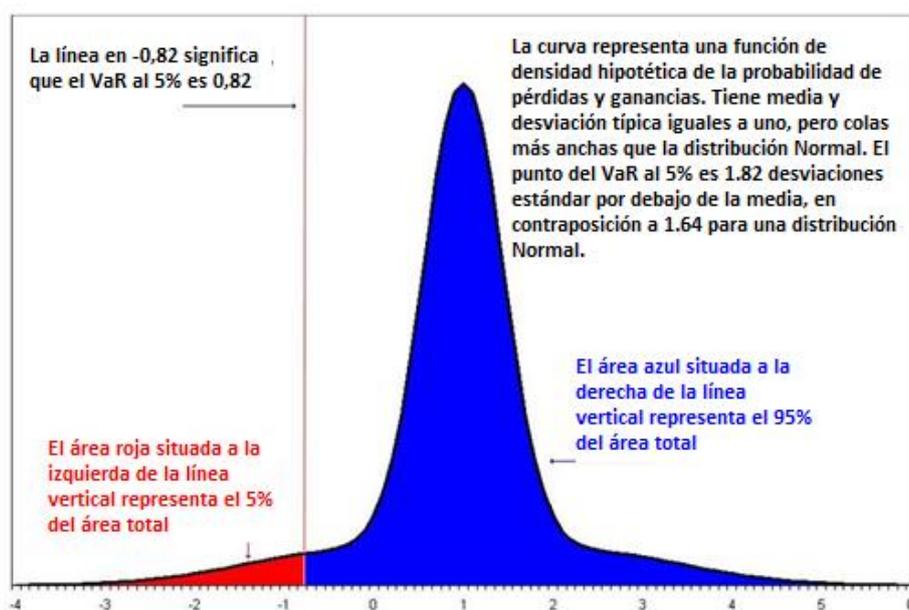
RESUMEN

Este trabajo pretende profundizar en la adecuada medición del valor en riesgo (VaR) de los rendimientos de índices bursátiles. Se plantean tres hipótesis principales: la no normalidad de los rendimientos para datos de alta frecuencia, la mejora de las medidas del riesgo mediante una distribución t de Student y la mayor ventaja comparativa de las medidas del riesgo bajo una t de Student en escenarios de alta volatilidad como la crisis de las hipotecas basura y de la deuda soberana. Con respecto a la primera hipótesis, el análisis de las características básicas de los rendimientos diarios del Ibex35 confirma la no normalidad de los mismos, si bien la distribución con datos mensuales del Ibex35 está más cerca de la normalidad. En cuanto a la segunda hipótesis, las medidas del VaR obtenidas con una t de Student resultan mucho más adecuadas que las de la distribución normal, que infravaloran sistemáticamente el riesgo. En particular el VaR bajo una t de Student parece especialmente preciso para niveles de confianza del 1%, mientras que al 5% pueden resultar demasiado conservadoras. Finalmente, en cuanto a la última hipótesis parece confirmarse que las medidas del riesgo obtenidas con una t de Student son especialmente adecuadas en contextos de alta volatilidad como los de la reciente crisis financiera. Estos resultados se obtienen para series de índices de bolsa de diversas economías como Estados Unidos, Europa y países emergentes.

1. INTRODUCCIÓN

La necesidad de medir adecuadamente el riesgo al que están sometidas las entidades financieras, y lograr con ello evitar crisis financieras como la reciente crisis de las hipotecas basura ('subprime') o de deuda soberana, ha puesto de manifiesto la importancia del estudio de las características de las series financieras. Para ello se han generalizado el uso de medias como el valor al riesgo (VaR) que mide la máxima pérdida esperada en un determinado horizonte de tiempo y con un nivel de confianza dado. En concreto el VaR_{α} es el α -ésimo cuantil de la distribución de rendimientos de un activo. La Figura 1.1 ilustra un ejemplo del cálculo del VaR esperado en un horizonte temporal dada la distribución de los rendimientos de un activo. Es decir, si la distribución está correctamente esperada la probabilidad de que las pérdidas fueran mayores del 0.8% sería menor del 5%.

Figura 1.1 Distribución de rendimientos y cálculo del VaR.



El concepto de VaR comenzó a emplearse en los años 80 por grandes empresas financieras que querían medir los riesgos de sus carteras. Desde entonces se ha ido desarrollando y en 1994 J.P Morgan consiguió establecer un sistema para su cálculo, RiskMetricsTM con gran éxito (Linsmeier y Pearson (2000)). A partir de entonces los sucesivos acuerdos de Basilea han ido regulando el cálculo del VaR por parte de las instituciones financieras y el capital regulatorio que estas deben provisionar en función de los riesgos a los que se ven sometidas. En particular del acuerdo de Basilea III (1996) permitió a los bancos calcular sus necesidades de capital en situaciones de riesgo empleando sus propios modelos VaR. Sin embargo, y a pesar de que el supuesto básico de normalidad de los rendimientos de activos ha sido ampliamente cuestionado en las últimas décadas numerosas entidades y el propio programa RiskMetricsTM aún sigue utilizando dicha distribución e infravalorando consiguientemente sus posiciones frente al riesgo. En este trabajo nos proponemos mostrar cómo el uso de distribuciones leptocúrticas como la t de Student puede ayudar a mejorar las medidas de riesgo, especialmente para datos de alta frecuencia y en contextos de alta volatilidad.

2. ANALISIS DE LAS CARÁCTERÍSTICAS DE SERIES FINANCIERAS DE ALTA FRECUENCIA

Desde una perspectiva empírica, existen un cierto número de características comunes en los rendimientos en series financieras de alta frecuencia (Cont (2001)). A continuación

describiremos las características básicas de una serie de rendimientos en tiempo continuo de los precios de un activo x_t (por ejemplo un índice de bolsa) definida como

$$Y_t = \ln(x_t) - \ln(x_{t-1}). \quad (1)$$

2.1. *Media condicional casi impredecible*

Las series financieras suelen seguir paseos aleatorios (también llamados de raíz unitaria) o procesos ARMA de órdenes bajos. Normalmente la media condicional queda bien representada mediante un AR(1),

$$Y_t = \phi_1 + \phi_2 Y_{t-1} + u_t, \quad (2)$$

con el parámetro ϕ_2 próximo a 1 y siendo u_t un ruido blanco.

En otras palabras, podríamos decir que la media condicional es muy poco predecible, como se desprendería de la idea de que los mercados son eficientes.

2.2. *Heteroscedasticidad condicional*

La varianza condicional (σ_t^2) tiene un carácter temporal predecible que normalmente se modeliza a través de modelos GARCH (Bollerslev (1986)), siendo el GARCH (1, 1) el mayormente utilizado:

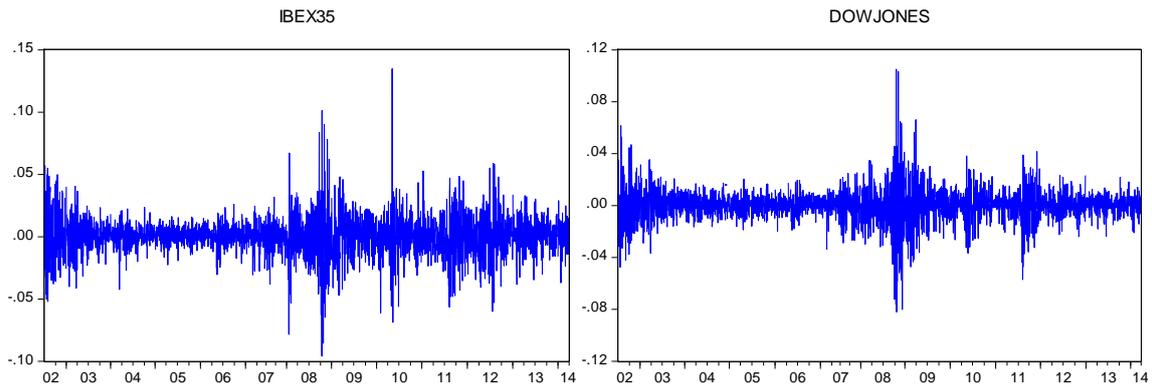
$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 u_{t-1}^2 + \alpha_2 \sigma_{t-1}^2 \quad (3)$$

Dicho modelo es capaz de recoger los “clusters” de volatilidad (véase apartado 1.3) y también la denominada memoria larga o alta persistencia de la varianza, cuando $\alpha_1 + \alpha_2$ está próximo a 1.

2.3. *Clusters de volatilidad o volatilidad agrupada*

Esta propiedad implica que cuando la volatilidad es elevada, es muy probable que permanezca elevada, y cuando es baja, es probable que permanezca baja. No obstante, estos periodos están limitados en el tiempo, por lo que la predicción acabará volviendo hacia volatilidades menos extremas (Engle (2004)). A continuación la Figura 2.1 muestra esta regularidad para los rendimientos diarios de los índices Ibex35 y Dow Jones.

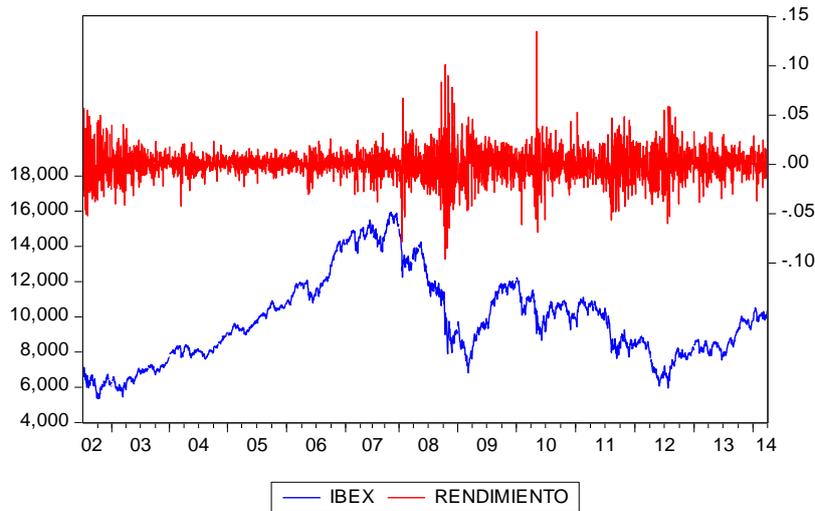
Figura 2.1 Rendimientos diarios de los índices Ibex35 y Dow Jones



2.4. Efecto apalancamiento (leverage effect)

Sucede cuando la volatilidad aumenta más en el caso en el que el rendimiento de un activo es negativo, que cuando es positivo. La Figura 2.2 muestra el valor del índice Ibex35 y su rendimiento, lo que demuestra que los mayores picos de volatilidad se corresponden a descensos fuertes del índice de bolsa.

Figura 2.2. Ibex35 en términos absolutos y su rendimiento.



2.5. Efectos estacionales

Estos efectos se suelen observar los días de cierre y apertura de la bolsa (viernes y lunes) en series financieras diarias o incluso a determinadas horas (apertura y cierre de otros mercados) con datos intradía.

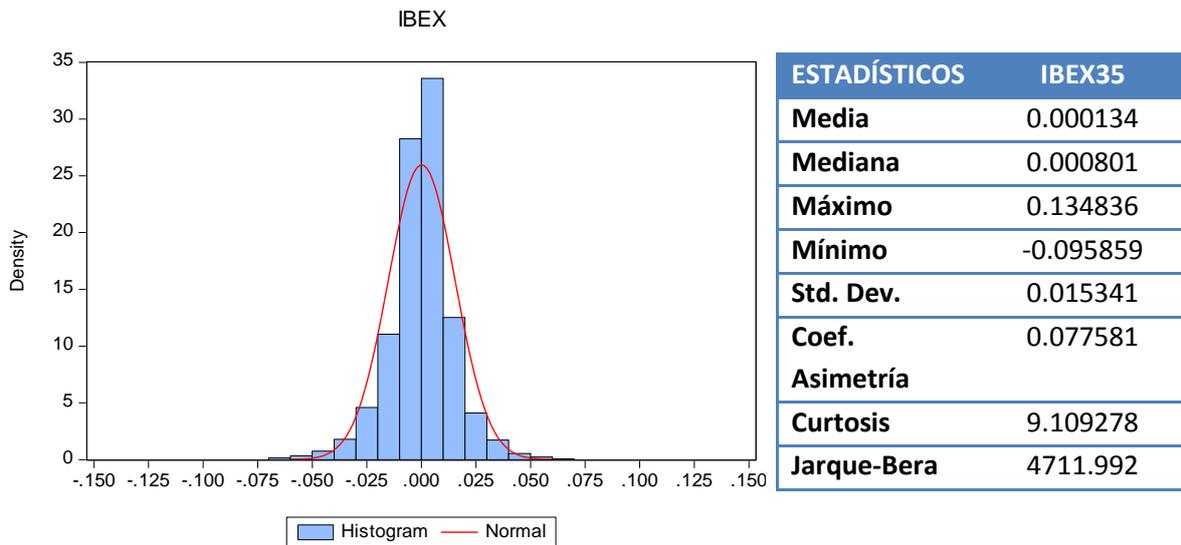
2.6. No normalidad

La distribución empírica de los rendimientos es leptocúrtica, es decir, presenta un mayor apuntamiento y colas anchas o pesadas (“fat tails”) que las correspondientes a una distribución Normal. Esta última evidencia es básica pues implica que podríamos

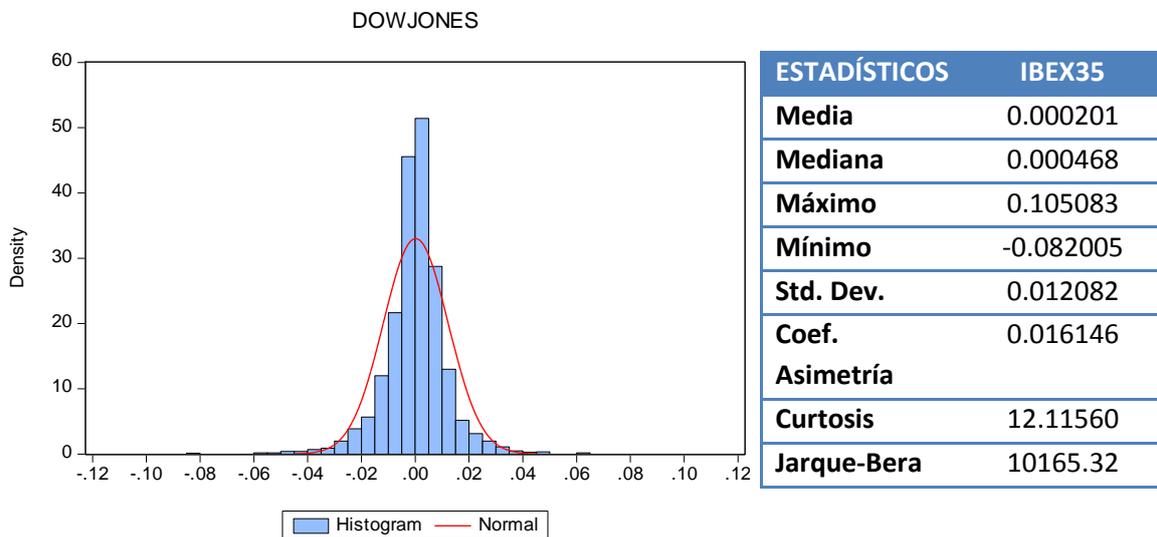
obtener valores extremos con una probabilidad mayor que si los rendimientos fueran gaussianos (Alonso y Arcos (2006)). La Figura 2.3 ilustra este hecho estilizado, mostrando también los principales estadísticos descriptivos de la serie.

Figura 2.3. Histograma y estadísticos descriptivos

(a) Ibex35



(b) Dow Jones



Los estadísticos descriptivos muestran como se trata de una distribución ligeramente asimétrica (media y mediana no coinciden) y, especialmente, con una mayor curtosis (9.1) que la de una distribución Normal. El estadístico Jarque-Bera (que recoge una combinación entre la asimetría y la curtosis) rechaza claramente la hipótesis de normalidad.

Dado que el análisis de la distribución de los rendimientos es el enfoque fundamental de este trabajo en el apartado siguiente haremos un análisis más detallado de la normalidad de los rendimientos en comparación con otra distribución leptocúrtica alternativa (t de Student), mostrando también la no normalidad depende de la frecuencia de los datos.

3. ANÁLISIS DE NO NORMALIDAD EN RELACIÓN A LA FRECUENCIA

Como se ha citado con anterioridad, una de las características más importantes de las series de rendimientos financieros es la no normalidad. No obstante, dicha característica desaparece a medida que empleamos datos de menor frecuencia. En este apartado prestaremos especial atención a este hecho y además presentamos como alternativa natural la distribución t de Student, que es capaz de recoger el comportamiento leptocúrtico (especialmente las colas anchas) de las distribuciones de rendimientos. La función de densidad de la t de Student viene dada por

$$f(X) = \frac{\Gamma(\frac{\nu+1}{2})}{\Gamma(\frac{\nu}{2})\sqrt{\nu\pi}} \left(1 + \frac{X^2}{\nu}\right)^{-\frac{1}{2}(\nu+1)}, \quad (4)$$

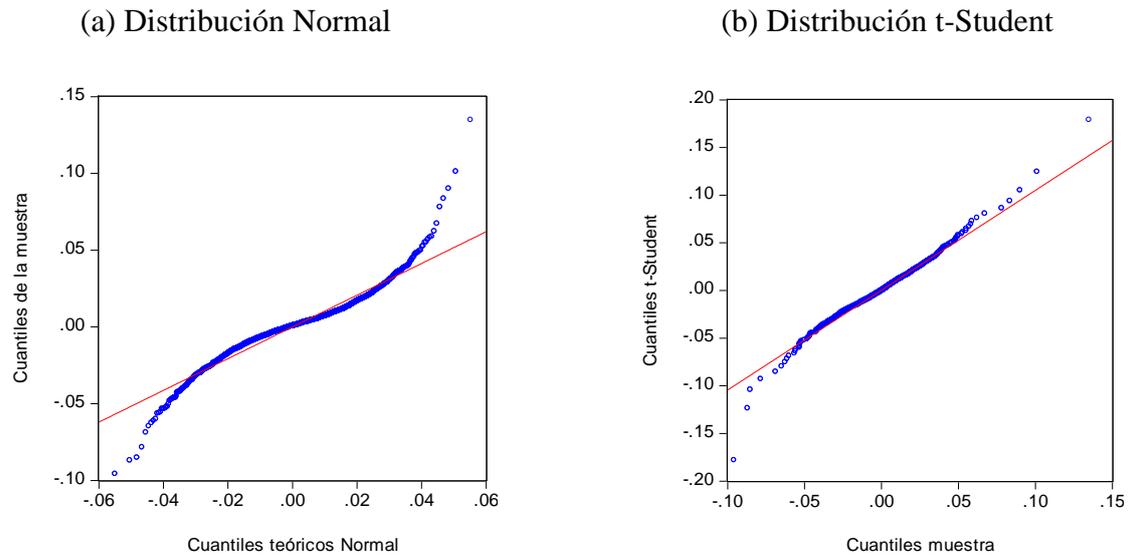
donde $\Gamma(p) = \int_0^{\infty} x^{p-1} e^{-x} dx$, siendo $p > 0$, es la función Gamma y ν el parámetro que

recoge los grados de libertad. Como es bien sabido conforme ν tiende a infinito la distribución tiende a la Normal, en otros términos, conforme menor es ν , más anchas son las colas de la distribución. En el trabajo tomaremos esta distribución como principal alternativa dada su sencillez y mejora en el ajuste. A pesar de esto, existen numerosas otras alternativas como, por ejemplo, la distribución t-Student asimétrica.

3.1. No normalidad y funciones de mejor ajuste

Una forma sencilla de comprobar visualmente la capacidad de ajuste de una distribución Normal o t de Student es mediante el diagrama de probabilidad normal o gráfico QQ. En él se representa la relación entre los cuantiles teóricos de una distribución dada y los cuantiles empíricos. La Figura 3.1 los diagramas de probabilidad para los rendimientos del Ibex35 bajo dos distribuciones alternativas: Normal y t de Student. En el caso en que los datos de la muestra siguiesen la distribución propuesta, las observaciones deberían alinearse sobre la recta. Los gráficos muestran claramente la mejora del ajuste de la distribución t de Student, especialmente en las colas de la distribución.

Figura 3.1. Diagramas de probabilidad para los rendimientos del Ibex35.



3.2 Normalidad con datos agregados

Las características de las series financieras de rendimientos descritas en la sección anterior dependen de la frecuencia de los datos. En particular, conforme disminuye la frecuencia, por ejemplo pasando de datos diarios a semanales o mensuales, la distribución teórica tiende a la Normal. Esto no es más que una consecuencia de los teoremas centrales del límite, pero tiene importantes repercusiones en la medición del riesgo, especialmente cuando se trabaja con datos intradía. A continuación mostramos un ejemplo de la distribución de rendimientos del Ibex35 para datos mensuales. La Figura 3.2 muestra el diagrama de probabilidad y la Figura 3.3 el histograma empírico y los correspondientes estadísticos descriptivos de la serie. Aunque la serie no es todavía claramente Normal, la curtosis se ha reducido sensiblemente y la distribución empírica se aproxima mucho más a la de una Normal.

Figura 3.2. Diagrama de probabilidad para los rendimientos mensuales del Ibex35.

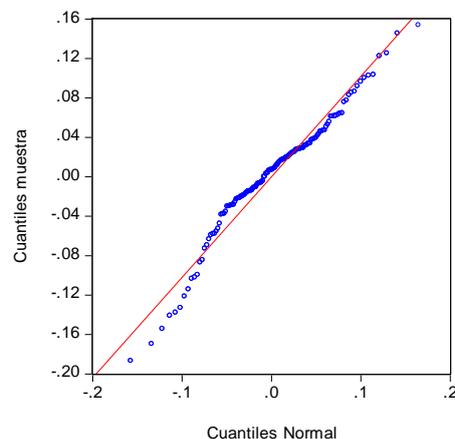
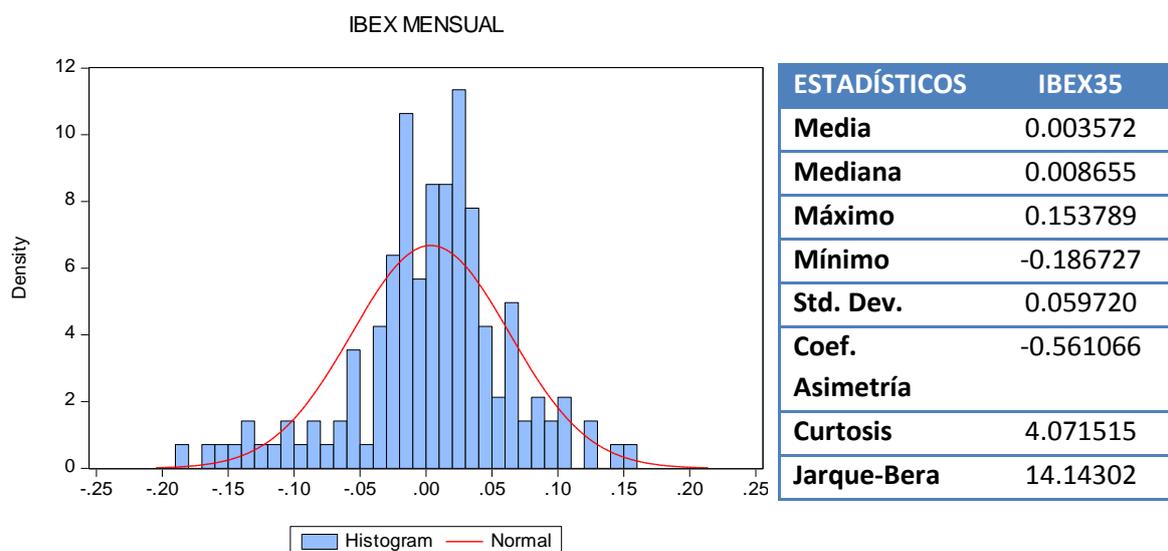


Figura 3.3. Histograma y estadísticos descriptivos de los rendimientos mensuales del Ibex35.



4. CONTRASTE EMPÍRICO DE LAS CARACTERÍSTICAS DE LAS SERIES FINANCIERAS Y CÁLCULO DEL VaR

En esta sección estimaremos por máxima verosimilitud el mejor modelo ARMA-GARCH para la serie de rendimientos diarios del Ibex35 (Y_t) siguiendo el modelo recogido en las ecuaciones (2) y (3) y asumiendo una distribución Normal y t de Student. En ambos casos calcularemos el VaR correspondiente a dos niveles de confianza (5% y 1%). Inicialmente utilizaremos una serie de rendimientos diarios desde el 1 de julio de 2002 hasta el 31 de marzo de 2014 (2961 observaciones). Véase la Figura 2.3 con los estadísticos descriptivos más importantes de la serie.

4.1. Estimación del modelo ARMA-GARCH

Antes de comenzar la estimación debemos ver qué proceso ARMA se ajusta mejor a la serie de rendimientos del Ibex35. La Tabla 4.1 muestra los valores de la log-verosimilitud para los modelos más plausibles: un ruido blanco, un AR(1) y un ARMA(1,1), todos incorporando un proceso GARCH(1,1) para la varianza condicional.¹ Como pretendemos comparar la capacidad de ajuste bajo distribución Normal y t-Student, presentamos los valores para ambas especificaciones. Los

¹ Consideramos el proceso GARCH(1,1) por ser el más habitualmente utilizado en la literatura financiera.

resultados justifican la consideración de un componente AR(1) en la media condicional pero no parece necesario introducir una estructura mayor de retardos en el proceso.²

Tabla 4.1 Log-verosimilitud en modelos ARMA-GARCH para el Ibex35.

LOG-VEROSIMILITUD	IBEX35 (NORMAL)	IBEX35 (T-STUDENT)
GARCH (1,1)	8728.495	8775.890
AR(1) - GARCH(1,1)	8734.397	8783.615
ARMA(1,1) – GARCH(1,1)	8734.523	8784.760

La Tabla 4.2 muestra las estimaciones de los parámetros del proceso AR(1)-GARCH(1,1), que siguen la notación de las ecuaciones (2) y (3), así como los grados de libertad de la t de Student (ν). Entre paréntesis se muestra el p-valor correspondiente al estadístico t para la significatividad individual de cada parámetro. Los resultados apoyan los principales hechos estilizados: escasa predecibilidad de la media (parámetro del AR(1) no significativo), proceso GARCH(1,1) cerca de la no estacionariedad ($\alpha_1 + \alpha_2$ próximo a 1) y leptocurtosis (7.83 grados de libertad en la t de Student).

Tabla 4.2. Estimaciones del modelo AR(1)-GARCH(1,1) para el Ibex35.

Estimaciones	Distribución Normal	Distribución t de Student
ϕ_1	0.000777 (0.0001)	0.000821 (0.0000)
ϕ_2	-0.001105 (0.9555)	0.007639 (0.7826)
α_0	1.94E-06 (0.0000)	1.10E-06 (0.0042)
α_1	0.094150 (0.0000)	0.078720 (0.0000)
α_2	0.899002 (0.0000)	0.918442 (0.0000)
ν		7.835244 (0.0000)

p-valores entre paréntesis

4.2. Cálculo del VaR

Para poder estimar el VaR suponemos que el proceso de las variaciones de los rendimientos es estacionario, es decir, la función de distribución conjunta no cambia a lo largo del tiempo.³ Así pues podremos definir el VaR en el momento t como

$$\text{VaR}_t = \mu_t - q_\alpha(Y_t) \sigma_t, \quad (5)$$

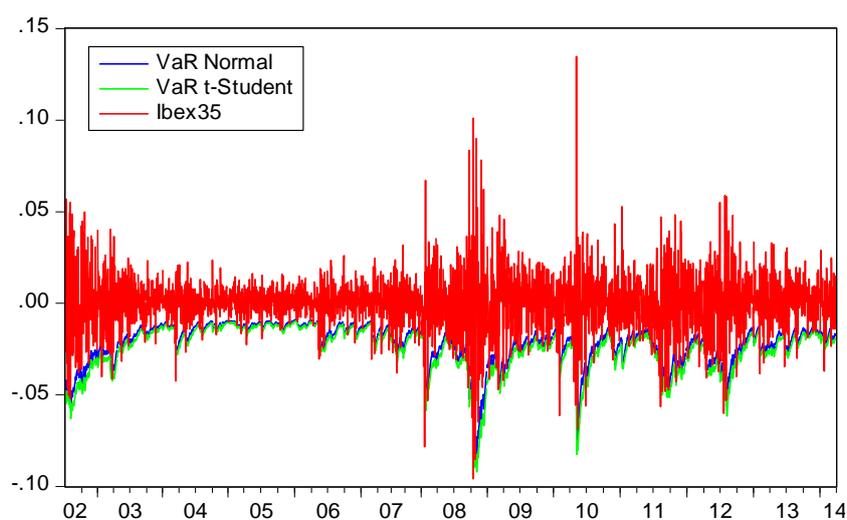
² Nótese que otras medidas de bondad del ajuste que ponderen negativamente la incorporación de parámetros adicionales como los criterios AIC o BIC arrojan evidencia en favor de la estructura AR(1).

³ Evidentemente este supuesto se puede relajar y en un contexto de predicción actualizar los cuantiles de la distribución actualizando el conjunto de información disponible a la hora de calcular nuevas predicciones. No obstante esto excede el ámbito de este trabajo.

donde μ_t representan la media condicional, σ_t la raíz de la varianza (desviación típica) condicional, distribuidas siguiendo un proceso AR(1)-GARCH(1,1), y $q_\alpha(Y_t)$ representa el cuantil de la serie Y_t a nivel de confianza α .

Dadas las estimaciones de la Tabla 4.2, el procedimiento del cálculo del VaR consiste en hallar los valores ajustados para la media (μ_t) y para la varianza (σ_t^2) condicionales y, los puntos críticos correspondientes (valor del cuantil a nivel de confianza α) a la distribución asumida. Por ejemplo, $\alpha = 0.05$ el cuantil es 1.64 para el caso de la Normal y 1.860 para la t de Student con 7.84 grados de libertad. La Figura 4.1 muestra los rendimientos del Ibex35 (valores en rojo) y el VaR calculado al 95% de confianza para la distribución Normal (valores en azul) y para la distribución t de Student (valores en verde). En este último caso la máxima pérdida esperada es claramente superior y, por tanto, el número de valores que exceden dicho valor en la cola izquierda de la distribución (denominados excepciones) son menores. En particular en para el caso de la Normal encontramos 177 excepciones (5,98%) mientras que para la t de Student éstas se reducen a 115 (3,88%). De hecho, bajo correcta especificación cabría esperar que exactamente un 5% de los rendimientos históricos, no quedasen previstos en el VaR. En consecuencia el porcentaje de excepciones puede tomarse como una medida de adecuación del modelo para capturar el VaR. En consecuencia al 95% de confianza la Normal parece subestimar el VaR pero la t de Student parece sobreestimarlo.

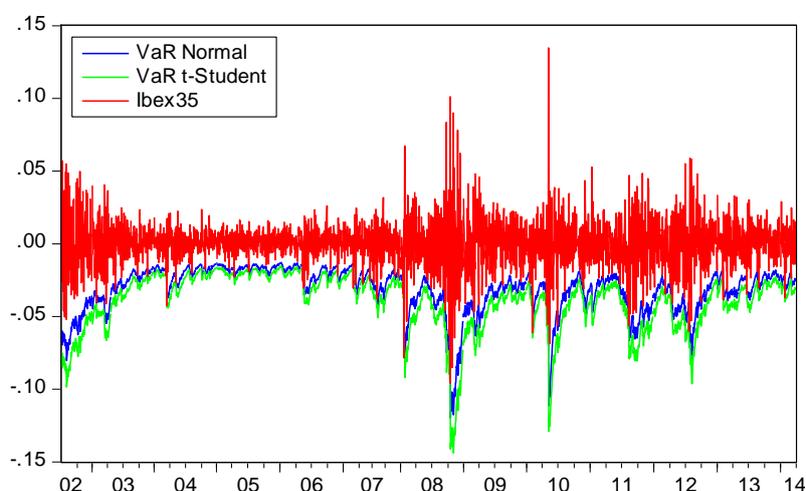
Figura 4.1. Rendimientos del Ibex35 y VaR al 95% de confianza bajo el supuesto de distribución Normal y t de Student.



No obstante, las medidas de VaR habitualmente utilizadas y adoptadas por los acuerdos de Basilea, recomiendan el uso de medidas más conservadoras del VaR, como su

cálculo al 99% de confianza. La Figura 4.2 muestra el cálculo del VaR al 99% bajo una especificación normal (en azul) y t de Student (en verde) en comparación con los rendimientos del Ibex35 (en rojo). En este caso los puntos críticos serían 2.33 para la normal y 2.896 para la t-Student con 7.84 grados de libertad. En este caso la distribución Normal arroja 46 excepciones (1,55%) mientras que la t de Student sólo 24 (0,81%). En consecuencia la distribución normal continúa infravalorando las pérdidas mientras que la t de Student se acerca más al umbral teórico (1%) si bien sigue sobrevalorando ligeramente dicho valor.

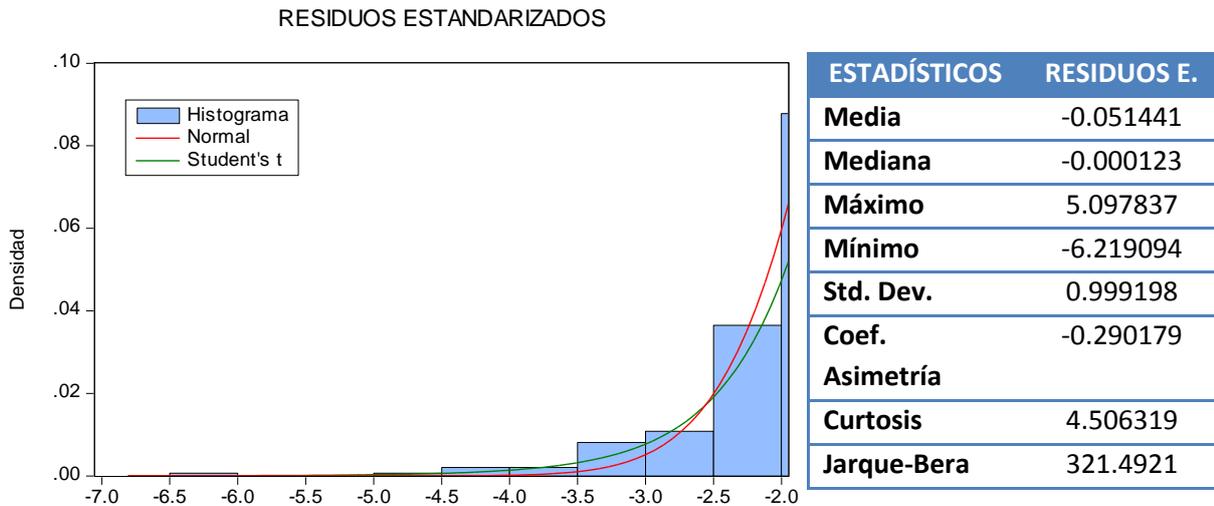
Figura 4.2. Rendimientos del Ibex35 y VaR al 99% de confianza bajo el supuesto de distribución Normal t de Student.



4.3. Análisis de los residuos estandarizados

El análisis de los residuos estandarizados nos puede ayudar a ver cómo se ajustan las colas de la distribución empírica la normal o la t-Student, en concreto la cola izquierda (que es la que nos interesa para calcular el VaR). La consideración de los residuos estandarizados es para que la comparación sea justa, dado que ambas distribuciones estandarizadas tienen media cero y varianza unitaria. La Figura 4.3 muestra el mejor ajuste de la normal y la t de Student a la cola izquierda de la distribución del Ibex35. Esta figura ilustra claramente el hecho de que la t de Student ajusta más claramente las colas, representando medidas más adecuadas del riesgo. Nótese la t de Student presenta una cola más ancha que la de la normal y, por tanto, captura mejor los valores extremos. Adicionalmente se muestran algunos estadísticos descriptivos de la serie de residuos estandarizados.

Figura 4.3. Histograma residuos estandarizados del Ibx35 y ajuste de las distribuciones normal y t de Student (cola izquierda).



5. APLICACIÓN DEL VaR A CONTEXTOS DE DIFERENTE VOLATILIDAD

Hasta el momento hemos mostrado como la t de Student proporciona medidas más adecuadas del riesgo que la normal para series financieras de alta frecuencia. En esta última sección se pretende mostrar lo sensibles que son ambos modelos a la serie utilizada y, especialmente, al escenario de volatilidad de la misma. Para ello se hemos dividido la muestra total en dos submuestras. La primera, desde el 1 de julio de 2002 hasta el 17 de julio de 2007 trata de recoger el periodo de pre-crisis y la segunda, desde el 18 de julio de 2007 hasta el 31 de marzo de 2014, recoge el periodo de la crisis de las hipotecas basura y la subsiguiente crisis de la deuda soberana.⁴ Además, para dar robustez a los resultados analizamos 4 series alternativas de índices bursátiles: IBEX35, DAX30, Dow Jones y Hang Seng⁵. El primero recoge el comportamiento de la bolsa española (analizado hasta el momento con la muestra completa), el segundo analiza la bolsa alemana (caracterizada por un mejor comportamiento durante la crisis dentro de Europa), el tercero estudia la bolsa estadounidense (con un comportamiento negativo durante la crisis subprime pero con una recuperación más rápida que las bolsas europeas) y la cuarta el caso Hong Kong (una economía emergente representativa con un comportamiento presumiblemente mejor durante la crisis).

⁴ Nótese que para aislar ambos periodos en el periodo de crisis comienza un año antes (aproximadamente) de los eventos que desencadenaron la crisis como la quiebra de Bear Stearns o Lehman Brothers.

⁵Datos de las series obtenidos en Yahoo Finance: <https://es.finance.yahoo.com/>

5.1. Comparación no paramétrica

La Tabla 5.1 muestra los estadísticos descriptivos más relevantes de las series de rendimientos analizadas en los periodos denominados pre-crisis y crisis. Tres son los hechos estilizados que destacan. En primer lugar, y como cabía esperar, la volatilidad aumenta en todas las series al pasar del periodo pre-crisis al de crisis. En segundo lugar la curtosis aumenta (o permanece en niveles similares) en todas las series, especialmente en los índices no europeos. Esto es nuevamente un indicador de la presencia de un mayor número de valores extremos durante crisis. Finalmente, se observa para la mayor parte de índices (salvo para el Dow Jones) un coeficiente de asimetría negativo para el periodo pre-crisis y positivo en el periodo crisis como consecuencia del mayor peso de los valores negativos en el periodo de crisis.

Tabla 5.1. Estadísticos descriptivos para rendimientos de índices bursátiles

(a) Periodo pre-crisis

	IBEX	DAX	DOW JONES	HANG SENG
Media	0.000603	0.000482	0.000323	0.000563
Mediana	0.001001	0.001199	0.000441	0.000576
Máximo	0.056942	0.075527	0.061547	0.040510
Mínimo	-0.086882	-0.063360	-0.047515	-0.041836
Desviación típica	0.011723	0.015577	0.009527	0.009997
Asimetría	-0.270363	-0.053304	0.306893	-0.125045
Curtosis	8.326663	6.717033	7.859131	4.255413
Jarque-Bera	1574.226	728.2588	1247.370	84.31995
Suma	0.794124	0.609231	0.403619	0.694744
Suma Desv. típica	0.181008	0.306455	0.113176	0.123329

(b) Periodo crisis

	IBEX	DAX	DOW JONES	HANG SENG
Media	-0.000220	0.000111	9.93E-05	-1.82E-05
Mediana	0.000239	0.000630	0.000478	0.000000
Máximo	0.134836	0.107975	0.105083	0.134068
Mínimo	-0.095859	-0.074335	-0.082005	-0.135820
Desviación típica	0.017628	0.015635	0.013665	0.018327
Asimetría	0.185211	0.084538	-0.046542	0.089324
Curtosis	8.024996	8.962737	11.51200	10.44229
Jarque-Bera	1807.823	2542.689	5093.529	3902.458
Suma	-0.375881	0.191106	0.167592	-0.030712
Suma Desv. típica	0.530756	0.418976	0.314853	0.567273

5.2. Comparación paramétrica

En este apartado mostramos las estimaciones del modelo AR(1)-GARCH(1,1) utilizado en la Sección anterior, para las series objeto de estudio. Las Tablas 5.2 y 5.3 recogen dichas estimaciones (p-valores entre paréntesis) bajo el supuesto de distribución Normal (Tabla 5.2.a y 5.3.a) o t de Student (Tabla 5.2.b y 5.3.b) y para el periodo pre-crisis (Tabla 5.2) y crisis (Tabla 5.3). Las últimas dos filas de cada tabla incluyen los valores del VaR al 95% y 99% y el número (y porcentaje) de excepciones con respecto al tamaño muestral en cada caso. Las estimaciones de ambas tablas son consistentes con todos los hechos estilizados descritos en la Sección 2. Por brevedad no se vuelve a incidir sobre todos estos aspectos y las explicaciones se centran en el objetivo principal de este trabajo, que es la medición del riesgo. Quizás el único hecho destacable de las estimaciones de los parámetros es que los grados de libertad de la t de Student bajan sensiblemente en las series del DAX, Dow Jones e Ibex35 pero aumentan en el caso del Hang Seng cuando se pasa del periodo pre-crisis al periodo crisis. En principio el comportamiento esperable sería el de las tres primeras series, dado que unos bajos grados de libertad implican una distribución con colas más anchas.

5.2.1 Periodo pre-crisis

La estimación del VaR en el periodo pre-crisis (Tabla 5.2) refuerza la idea de que la distribución normal infravalora claramente el riesgo tanto al 95% como, y especialmente, al 99%. Por el contrario la estimación del VaR bajo la distribución t de Student parece sobrevalorar el riesgo al 95% en la mayor parte de las series (salvo en el caso del DAX), pero ofrece medidas adecuadas del riesgo a los niveles de confianza generalmente utilizados (99%).

5.2.2 Periodo crisis

En el periodo de la crisis la estimación del VaR bajo normalidad (Tabla 5.3.a) continúa infravalorando el riesgo tanto al nivel de confianza del 95% como al 99%. Por su parte la t de Student parece sobrevalorar el riesgo a ambos niveles de confianza. Es decir, la mayor volatilidad en el periodo de crisis hace que los grados de libertad de la t de Student caigan (generalmente) para capturar los valores extremos, pero esto acaba sobrevalorando el riesgo. Este hecho parece recomendar que en escenarios de alta volatilidad se necesitan distribuciones más flexibles (con más parámetros) que la t de

Student para capturar los valores extremos (Mauleón y Perote (2000)) sin infravalorar los grados de libertad (sobreevaluar el riesgo).

Tabla 5.2. Estimaciones del modelo AR(1)-GARCH(1,1) en el periodo pre-crisis.

(a) Distribución normal

Estimaciones	IBEX	DAX	DOW JONES	HANG SENG
ϕ_1	0.000963 (0.0001)	0.000968 (0.0007)	0.000458 (0.0239)	0.000642 (0.0178)
ϕ_2	-0.024173 (0.4213)	-0.040340 (0.1879)	-0.050116 (0.0986)	0.032474 (0.3086)
α_0	1.64E-06 (0.0000)	1.65E-06 (0.0006)	6.71E-07 (0.0002)	1.06E-06 (0.0299)
α_1	0.061527 (0.0000)	0.068231 (0.0000)	0.028191 (0.0002)	0.033850 (0.0000)
α_2	0.918327 (0.0000)	0.918349 (0.0000)	0.957899 (0.0000)	0.955011 (0.0000)
VaR 95%	-0.15713	-0.016765	-0.011240	-0.013571
Excepciones	71/1252 (5,67%)	94/1264 (7,43%)	74/1248 (5,93%)	70/1235 (5,67%)
VaR 99%	-0.022556	-0.023874	-0.016059	-0.019732
Excepciones	22/1252 (1,76%)	26/1264 (2,05%)	21/1248 (1,68%)	19/1235 (1,54%)

(b) Distribución t de Student

Estimaciones	IBEX	DAX	DOW JONES	HANG SENG
ϕ_1	0.001061 (0.0000)	0.001169 (0.0000)	0.000518 (0.0061)	0.000748 (0.0040)
ϕ_2	-0.025661 (0.0320)	-0.049765 (0.0998)	-0.049009 (0.1009)	0.019318 (0.5175)
α_0	8.43E-07 (0.0155)	1.13E-06 (0.0357)	4.25E-07 (0.0324)	8.56E-07 (0.1256)
α_1	0.052006 (0.0000)	0.068578 (0.0000)	0.030722 (0.0006)	0.031414 (0.0013)
α_2	0.937228 (0.0000)	0.923263 (0.0000)	0.959877 (0.0000)	0.960210 (0.0000)
ν	8.264297	11.22080	11.33780	6.662659
VaR 95%	-0.017569	-0.018350	-0.012120	-0.016264
Excepciones	43/1252 (3,43%)	76/1264 (6,01%)	51/1248 (4,09%)	49/1235 (3,97%)
VaR 99%	-0.027724	-0.027847	-0.018488	-0.026315
Excepciones	14/1252 (1,11%)	16/1264 (1,27%)	13/1248 (1,04%)	5/1235 (0,40%)

p-valores entre paréntesis

Tabla 5.3. Estimaciones del modelo AR(1)-GARCH(1,1) en el periodo de crisis.

(a) Distribución normal

Estimaciones	IBEX	DAX	DOWJONES	HANGSENG
ϕ_1	0.000407 (0.2552)	0.000731 (0.0072)	0.000628 (0.0019)	0.000263 (0.4041)
ϕ_2	0.019181 (0.4648)	-0.015763 (0.5840)	-0.069415 (0.0135)	0.008887 (0.7416)
α_0	6.86E-06 (0.0000)	3.30E-06 (0.0000)	1.95E-06 (0.0000)	2.53E-06 (0.0004)
α_1	0.101340 (0.0000)	0.090643 (0.0000)	0.109677 (0.0000)	0.076332 (0.0000)
α_2	0.877278 (0.0000)	0.895394 (0.0000)	0.878114 (0.0000)	0.914352 (0.0000)
VaR 95%	-0.018890	-0.019206	-0.010753	-0.017789
Excepciones	97/1709 (5,68%)	114/1715 (6,65%)	127/1687(7,52%)	100/1690(5,92%)
VaR 99%	-0.027107	-0.027504	-0.015453	-0.025422
Excepciones	22/1709 (1,28%)	34/1715 (1,98%)	54/1687 (3,20%)	32/1690 (1,89%)

(b) Distribución t de Student

Estimaciones	IBEX	DAX	DOWJONES	HANGSENG
ϕ_1	0.000274 (0.4305)	0.000814 (0.0021)	0.000797 (0.0000)	0.000356 (0.2395)
ϕ_2	0.029870 (0.2448)	-0.001940 (0.9412)	-0.069023 (0.0100)	0.002330 (0.9306)
α_0	5.50E-06 (0.0031)	2.15E-06 (0.0138)	1.57E-06 (0.0065)	1.79E-06 (0.0231)
α_1	0.082815 (0.0000)	0.085162 (0.0000)	0.109420 (0.0000)	0.072006 (0.0000)
α_2	0.898919 (0.0000)	0.909160 (0.0000)	0.885335 (0.0000)	0.922887 (0.0000)
ν	8.078976	6.099212	6.213458	9.070413
VaR 95%	-0.021473	-0.022848	-0.012700	-0.019747
Excepciones	65/1709 (3,80%)	70/1715 (4,08%)	89/1687 (5,28%)	67/1690 (3,96%)
VaR 99%	-0.033792	-0.037445	-0.020916	-0.030596
Excepciones	11/1709 (0,64%)	8/1715 (0,47%)	13/1687 (0,77%)	14/1690 (0,83%)

p-valores entre paréntesis

6. CONCLUSIONES

La búsqueda de una adecuada medición y control del riesgo al que se ven sometidas las entidades financieras ha llevado a los reguladores a establecer normativas generales pero que en última instancia permiten a las entidades financieras adaptar la metodología a sus características específicas. En particular los acuerdos de Basilea generalizaron el uso del valor en riesgo, definido cómo la máxima pérdida esperada en un determinado periodo y para un nivel de confianza concreto. El cálculo del VaR exige medir adecuadamente la media y varianzas condicionales, pero también estimar los cuantiles de la distribución de los rendimientos. En este trabajo repasamos las principales características de los rendimientos de los activos financieros haciendo énfasis en la leptocurtosis de su distribución empírica y en mostrar que la no normalidad de los rendimientos radica fundamentalmente en la frecuencia de los datos. Para ello se analiza una serie de datos diarios y mensuales del Ibex35. Los resultados confirman todas las características básicas de los rendimientos financieros sobre el Ibex35.

En una segunda instancia planteamos como solución a la no normalidad de los rendimientos, el uso de una distribución t de Student, capaz de incorporar colas anchas a través de unos bajos grados de libertad. Por ello hacemos una comparación de las medidas del riesgo que se obtendrían bajo una distribución normal y una t de Student para diversas series de índices de bolsa (Ibex35, DAX, Dow Jones y Hang Seng) y para dos niveles de confianza (5% y 9%). Los resultados confirman las medidas del VaR basadas en el supuesto de normalidad, y que son utilizadas con frecuencia por los gestores del riesgo, infravaloran sistemáticamente del riesgo para todos los niveles de confianza. En cambio, una distribución t-Student ofrece mejores estimaciones al 99%, si bien para niveles de confianza del 5% podría llevar a sobrevalorar el riesgo.

Finalmente planteamos el análisis de la sensibilidad de las mediciones del VaR bajo distribución Normal o t de Student ante escenarios alternativos de volatilidad. Para ello dividimos la muestra en un periodo previo a la crisis “subprime” y otro que incluye esta crisis y la posterior crisis de deuda soberana. Los resultados muestran que la normal sigue infravalorando sistemáticamente el riesgo pero las estimaciones del riesgo obtenidas con la t de Student mejoran en el escenario de alta volatilidad.

En consecuencia este estudio desaconseja el uso de una distribución normal en los análisis de medición de riesgo y, cómo posible alternativa, recomienda el uso de una

distribución t-Student. No obstante, existen múltiples alternativas posibles que merecen ser contrastadas y que quedan fuera del ámbito de este trabajo.

BIBLIOGRAFÍA

Alonso, J. C. y Arcos, M. A. (2006). “Cuatro hechos estilizados de las series de rendimientos: Una ilustración para Colombia” *Estudios Gerenciales*, 22 (100): 103-123

Brío, E. B. y Mora A. (2012) " Aplicación de la medida de riesgo condicional a cuatro índices bursátiles europeos en periodo de crisis " *Documentos de trabajo de Nuevas Tendencias en Dirección de Empresas* 6, 1-31.

Bollerslev, T. (1986) “Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity”. *Journal of Econometrics* 31, 307-327.

Candelon, B., Palm, F.C. (2010) “Banking and debt crisis in Europe: The dangerous Liasons?”. *CESifo Working Paper* 3001.

Comité de Supervisión Bancaria de Basilea (2010) “Basilea III: Marco regulador global para reforzar los bancos y sistemas bancarios.” *Banco de Pagos Internacionales*.

Cont, R., (2001) “Empirical preperites of asset returns: Stylized facts and statistical issues”. *Quantitative Finance* 1, 223-236.

Engle, R. F. (2004) “Riesgo y volatilidad: modelos econométricos y práctica financiera.” Discurso pronunciado en el acto de entrega del premio Nobel de Economía 2003. *RAE: Revista Asturiana de Economía* 31, 221-252.

Linsmeier, T. J. y Pearson, N. D. (2000) “Value at Risk”. *Financial Analysts Journal* 56, 47-67.

Mauleón, I. y Perote, J. (2000). “Testing densities with financial data: An emprical comparison of the Edgeworth-Sargan density to the Student’s t”. *European Journal of Finance* 6, 225-239.

Rachev, Z., Racheva-Iotova, B. y Stoyanov S. (2010) “Tail risk: Capturing fat tails” *Risk*, Mayo, 72-76.

Ruíz, E. (1994) “Modelos para series temporales heterocedásticas”. *Cuadernos Económicos de I.C.E.* 56, 73-108.

Casas, M. y Cepeda, E. (2008) “Modelos Arch, Garch y EGarch: Aplicaciones a series financieras” *Cuadernos de Economía*, 27 (48): 287-320.

ÍNDICE DE TABLAS Y FIGURAS

1. INTRODUCCIÓN

Figura 1.1. Distribución de rendimientos y cálculo del VaR.....	4
---	---

2. ANALISIS DE LAS CARÁCTERÍSTICAS DE SERIES FINANCIERAS DE ALTA FRECUENCIA

Figura 2.1 Rendimientos diarios de los índices Ibex35 y Dow Jones.....	6
Figura 2.2 Ibex35 en términos absolutos y su rendimiento.....	6
Figura 2.3. Histograma y estadísticos descriptivos.....	7

3. ANÁLISIS DE NO NORMALIDAD EN RELACIÓN A LA FRECUENCIA

Figura 3.1. Diagramas de probabilidad para los rendimientos del Ibex35.....	9
Figura 3.2. Diagrama de probabilidad para los rendimientos mensuales del Ibex35.....	9
Figura 3.3 Histograma y estadísticos descriptivos de los rendimientos mensuales del Ibex35...10	

4. CONTRASTE EMPÍRICO DE LAS CARACTERÍSTICAS DE LAS SERIES FINANCIERAS Y CÁLCULO DEL VaR

Tabla 4.1 Log-verosimilitud en modelos ARMA-GARCH para el Ibex35.	11
Tabla 4.2. Estimaciones del modelo AR(1)-GARCH(1,1) para el Ibex35.	11
Figura 4.1. Rendimientos del Ibex35 y VaR al 95% de confianza bajo el supuesto de distribución Normal y t de Student.	12
Figura 4.2. Rendimientos del Ibex35 y VaR al 99% de confianza bajo el supuesto de distribución Normal t de Student.	13
Figura 4.3. Histograma residuos estandarizados del Ibex35 y ajuste de las distribuciones normal y t de Student (cola izquierda).	14

5. APLICACIÓN DEL VaR A CONTEXTOS DE DIFERENTE VOLATILIDAD

Tabla 5.1. Estadísticos descriptivos para rendimientos de índices bursátiles.....	15
Tabla 5.2. Estimaciones del modelo AR(1)-GARCH(1,1) en el periodo pre-crisis.....	17
Tabla 5.3 Estimaciones del modelo AR(1)-GARCH(1,1) en el periodo de crisis.	18