



**GRADO EN ECONOMÍA**

**2017/2018**

**TRABAJO FIN DE GRADO**

**Modelización del riesgo financiero en carteras de renta variable**

**Financial risk modeling in equity portfolios**

---

**Autor**

Mario Gutiérrez Rivas

**Directores**

Vanesa Jordá Gil

José María Sarabia Alegría

18 de diciembre de 2017

## TABLA DE CONTENIDOS

<b>I. RESUMEN, ABSTRACT</b>	<b>3</b>
<b>II. INTRODUCCIÓN</b>	<b>4</b>
<b>III. EL RIESGO FINANCIERO</b>	<b>5</b>
<b>IV. MEDIDAS MODERNAS DEL RIESGO FINANCIERO: VALUE AT RISK Y VALUE AT RISK CONDICIONAL</b>	<b>7</b>
IV.1 VALUE AT RISK	7
IV.2 VAR CONDICIONAL: EXPECTED SHORTFALL Y EXPECTED TAIL LOSS	10
<b>V. ANÁLISIS EMPÍRICO DEL RIESGO EN UNA CARTERA DE ACTIVOS DE RENTA VARIABLE</b>	<b>12</b>
V.1 PRESENTACIÓN DE LA CARTERA ESTUDIADA	12
V.2 IDENTIFICACIÓN DE LA DISTRIBUCIÓN UNIVARIANTE Y MULTIVARIANTE DE LA CARTERA	14
V.3 CÁLCULO DEL VaR Y ETL DE LA CARTERA	22
V.3.1 VaR t-Student	22
V.3.2 VaR normal	23
V.3.3 Expected Tail Loss	25
<b>VI. CONCLUSIONES Y EXTENSIONES</b>	<b>27</b>
<b>VII. REFERENCIAS</b>	<b>28</b>
<b>VIII. ANEXOS</b>	<b>30</b>

## I. RESUMEN, ABSTRACT

El papel ejercido por los mercados financieros en la economía moderna ha crecido de manera exponencial en las últimas décadas, lo que ha supuesto que cada vez sea más importante la medición y gestión del riesgo financiero para asegurar la estabilidad de las economías mundiales. A lo largo del presente trabajo, se realiza una revisión teórica y práctica de dos de las metodologías existentes para la medición del riesgo financiero: el Value At Risk y el Expected Tail Loss. Son las principales técnicas utilizadas por bancos, fondos de inversión, agencias de rating y entidades reguladoras para conocer en detalle la exposición al riesgo de mercado de sus carteras y compañías. Además de su aplicación profesional, estas medidas de riesgo han sido objeto de estudio en diferentes publicaciones que tratan comprobar su validez y fiabilidad en la obtención de resultados. A través de este trabajo, se desea comprender en profundidad el funcionamiento de estas medidas y a su vez, obtener una serie de conclusiones acerca de las bondades y limitaciones que presentan cada una de ellas. Gran parte de estas conclusiones serán obtenidas a partir de la aplicación empírica de ambos modelos a la cartera de acciones de un conocido fondo de inversión español.

**Palabras clave:** Mercados financieros, riesgo financiero, value at risk, expected tail loss.

The role played by financial markets in modern economy has grown exponentially in recent decades. This fact has produced an increasement of the importance of financial risk measurement and management to ensure the stability of world economies. In this project, it is carried out a theoretical and practical review of two of the existing methodologies for financial risk measurement: Value At Risk and Expected Tail Loss. These methodologies are the main techniques applied by banks, investment funds, rating agencies and regulatory entities to analyze in detail the market risk exposure of its portfolios and companies. Apart from professional application, these risk measures have been studied in different publications with the aim to verify its validity and reliability in results obtaining. By this paper we want to understand deeply the behavior of these measures and draw conclusions about its benefits and limitations. Most of these conclusions will be obtained from an empirical application of both models to the stock portfolio of a noted Spanish investment fund.

**Keywords:** Financial markets, financial risk, value at risk, expected tail loss.

## II. INTRODUCCIÓN

Hoy en día los mercados financieros dictaminan la oferta y la demanda de la mayoría de los bienes y servicios que existen en la economía mundial. A partir de los años 80, la complejidad de los productos intercambiados en estos mercados ha ido creciendo hasta la actualidad, apareciendo durante las últimas décadas nuevos tipos de instrumentos financieros como los CDS (Credit Default Swap), CDO (Collateralized Debt Obligation) o múltiples derivados apalancados como los CFD (Contract For Difference), algunos de los cuales, desvían activos reales de la economía hacia los mercados financieros en forma de subyacentes.

Este tipo de productos transmiten al sistema financiero el valor intrínseco de los activos reales, así como sus riesgos asociados, los cuales pueden llegar a generar efectos demoledores en una economía si no son gestionados de manera correcta. Ejemplo de ello, es el calado que ha tenido la reciente crisis económica que tiene sus orígenes en la inadecuada calificación y gestión del riesgo de las cédulas crediticias e hipotecarias que fluyeron al sistema financiero durante la primera década de los 2000. Lo mismo ocurrió con la incorrecta medición del riesgo en las carteras de acciones de bancos y firmas de inversión, hecho que puso en jaque los actuales estándares de medición tras el desplome de los mercados en 2007.

En economía, entendemos el riesgo como un concepto matemático que nos sirve para medir la incertidumbre sobre el estado futuro de una variable. En el caso de los productos financieros, este concepto se convierte en un elemento vital para conseguir resultados óptimos en la gestión de los activos negociados en los mercados que, en última instancia, son ofrecidos a los ahorradores de todo el mundo.

*“Comportarse de manera óptima implica asumir riesgos. En ello consiste el paradigma central de las finanzas; debemos asumir ciertos riesgos para obtener beneficios, pero no todos los riesgos aportan las mismas compensaciones.”* (Engle 2004, p. 405)

Conseguir el cálculo más fiel del riesgo hace que las decisiones de inversión sean mejores, ya que podremos adecuar las inversiones al perfil del inversor, conoceremos con más detalle las posibles pérdidas en que podemos incurrir, podremos cubrir el riesgo de una forma conveniente o podremos comparar activos en base a su riesgo y rentabilidad esperados.

El objetivo de este trabajo es comprender y analizar el funcionamiento de las medidas de riesgo modernas más utilizadas en el marco financiero. Para ello, comenzaremos realizando una breve revisión del concepto de riesgo financiero, así como de las formas fundamentales para medirlo. Posteriormente, se llevará a cabo un repaso a los métodos *VaR (Value At Risk)* y *VaR Condicional*, los cuales se posicionan actualmente como las medidas de riesgo más utilizadas tanto en el ámbito académico como profesional. Por último, estas metodologías serán aplicadas a una cartera de renta variable que recoge los activos de un conocido fondo de inversión español. El fondo elegido será el BBVA Bolsa, compuesto por acciones del mercado continuo español. Este fondo está categorizado como de alto riesgo según el *Sistema de Clasificación de Activos Financieros* creado en 2014 por la CNMV.

Paralelamente, se realizará una comprobación empírica de la importancia que tiene la modelización de datos en este tipo de metodologías, mediante una revisión de la distribución de las acciones del fondo y sus diferentes efectos e implicaciones en el VaR.

Por último, se abordará tanto de manera teórica como empírica el debate existente en la literatura acerca de las bondades que presentan los nuevos modelos condicionales frente a el modelo VaR clásico.

### III. EL RIESGO FINANCIERO

Las conductas y decisiones tomadas por los individuos conforman uno de los pilares básicos del funcionamiento de la economía y, por ende, de los mercados. Los mercados financieros no son ninguna excepción, ya que su funcionamiento depende directamente de las continuas decisiones de oferta y demanda que toman los inversores. Como es lógico, este comportamiento no puede preverse con precisión, pero podemos intuir escenarios futuros basándonos en el estudio de las decisiones pasadas, aunque nunca podamos eliminar la incertidumbre que se verá traducida en los activos como un riesgo.

En finanzas entendemos el riesgo como un concepto matemático que nos sirve para medir la incertidumbre sobre el estado futuro de una variable. En los diferentes productos financieros, existen multitud de riesgos según la naturaleza del producto, como el riesgo operacional, riesgo de liquidez, riesgo legal, riesgo de crédito o riesgo de mercado. En el caso de este trabajo, nos centraremos en el riesgo de mercado, ya que el activo que analizaremos en la Sección V será un fondo de inversión de renta variable, cuyo riesgo emana principalmente del precio de los activos que lo componen.

*“El Riesgo de Mercado (Market Risk) refleja la incidencia de un cambio adverso en las variables precio, tipo de interés y tipo de cambio sobre posiciones abiertas en los mercados financieros” ... “Una posible fluctuación en cualquiera de estas tres variables, puede incidir, significativamente, en el valor de la posición de mercado mantenida por una empresa o entidad financiera.” (Feria 2005, p. 5)*

El concepto más básico de medida del riesgo de mercado fue introducido por Markowitz (1952), quien sostiene que la volatilidad, medida a través de la varianza del rendimiento de los activos, es un parámetro indeseado dentro de la cartera de los inversores. Markowitz afirma que un inversor debe maximizar la rentabilidad esperada del portfolio, minimizando a su vez, la varianza de los rendimientos.

El concepto de volatilidad histórica asociada al riesgo ha sido ampliamente discutido desde las postulaciones de Markowitz, sobre todo la suposición de ésta como constante, lo cual llevó a la teoría de volatilidades dinámicas de Engle (2004) desarrollada mediante el modelo ARCH.

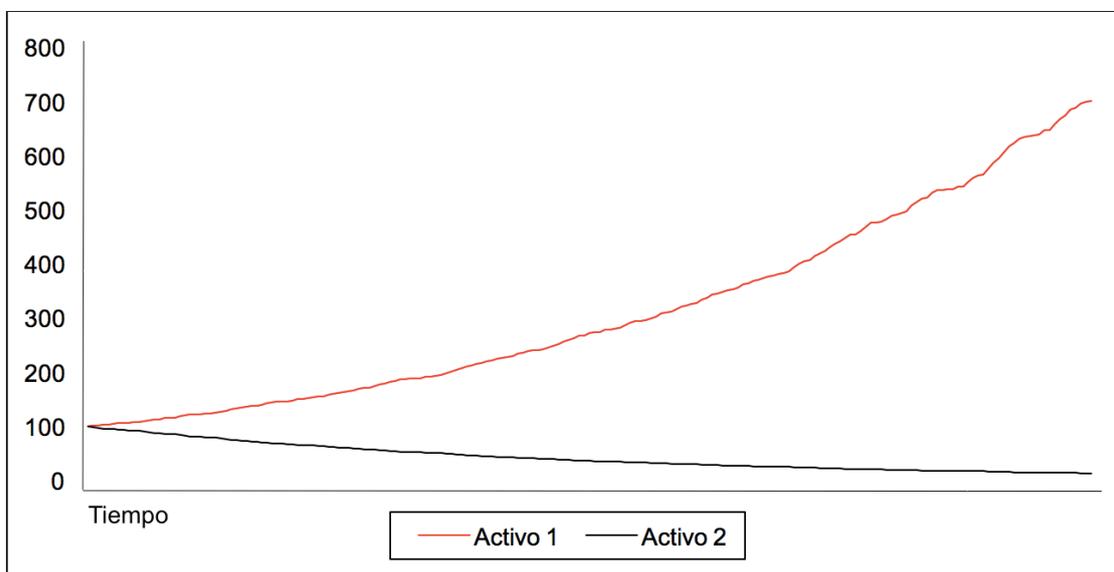
Pero, ¿es la volatilidad la mejor medida del riesgo? El principal problema que encontramos en la medición del riesgo a través de la volatilidad es que no nos proporciona ninguna información sobre la dirección del movimiento de las variaciones.

En la Figura III.1, se han representado dos activos a partir de una simulación aleatoria de rendimientos acotados. Al Activo 1, le hemos aplicado estos rendimientos de manera positiva, y al Activo 2, le hemos aplicado los mismos rendimientos, pero en negativo. Como podemos apreciar en el gráfico, la tendencia de estos activos es opuesta, pero si prestamos atención a su volatilidad, nos daremos cuenta que presentan exactamente la misma.

$$V(X) = \int_{-\infty}^{\infty} (x - \mu)^2 f(x) dx$$

Esto es debido a que, en el cálculo de la volatilidad a partir de la varianza, el signo de los rendimientos  $x$  y su media  $\mu$  queda anulado al elevarlos al cuadrado, lo que provoca el desconocimiento absoluto de la dirección que toman los datos estudiados.

**Figura III.1:** Ejemplo de dos activos con misma volatilidad pero distinta tendencia.



Fuente: Elaboración propia.

La falta de direccionalidad que presenta la volatilidad provoca el desconocimiento de la evolución del resultado de la cartera, lo cual suscitó la aparición de nuevas técnicas de medición del riesgo que nos aportan información sobre el resultado y el valor del P&L de la cartera, tales como el VaR, la cual será descrita en la siguiente sección.

Hasta ahora, hemos hablado de la importancia del riesgo financiero desde el punto de vista operativo para el inversor, pero la medición del riesgo también es un elemento fundamental desde el punto de vista regulador. Desde la puesta en vigor del concepto de Capital Mínimo Regulatorio (CMR)<sup>1</sup> por el BCBS<sup>2</sup> en 1996, el método VaR ha sido ampliamente aceptado para su cálculo en materia de riesgo de mercado, ya que es un concepto sencillo que nos muestra la pérdida máxima esperada para una cartera.

Con el estallido de la crisis de 2007, surgieron diversas críticas (Taleb 2010) acerca de la medición del riesgo de mercado a través del VaR, las cuales radicaban en la incapacidad de captar el riesgo en las colas, ya que en ellas se encuentran pérdidas poco frecuentes pero de grandes importes.

Algunos de los autores críticos con la metodología VaR (Acerbi & Tasche 2002), sugieren que existen otras métricas más adecuadas para el cálculo del riesgo, proponiendo alternativas como el Expected Shortfall (ES) y Expected Tail Loss (ETL), las cuales también se detallan en la Sección IV.

<sup>1</sup> El CMR constituye el primero de los tres pilares de Basilea II (2004), teniéndose en cuenta para su cálculo los riesgos de crédito, operacionales y de mercado.

<sup>2</sup> Comité de Supervisión Bancaria de Basilea.

## IV. MEDIDAS MODERNAS DEL RIESGO FINANCIERO: VALUE AT RISK Y VALUE AT RISK CONDICIONAL

### IV.1 VALUE AT RISK

El Value At Risk (VaR) se ha posicionado en las últimas décadas como uno de los estándares de riesgo más reconocidos por operadores y reguladores mundiales. Esta medida de riesgo goza de una gran cantidad de ventajas, tales como su relativa sencillez de aplicación e interpretación, su adaptabilidad a diversos tipos de activos (lineales y no lineales), la facilidad que ofrece para comparar riesgos entre carteras y el carácter probabilístico de la información que aporta. Algunas de estas propiedades han hecho que el VaR sea la medida de riesgo más estudiada por profesionales y académicos, lo cual también ha suscitado diferentes debates acerca de su fiabilidad y coherencia, abriendo paso a nuevas derivaciones del mismo como su versión condicional.

El VaR es una medida estadística del riesgo que nos muestra la pérdida esperada que puede sufrir una cartera bajo un intervalo de confianza dado en un periodo de tiempo determinado.

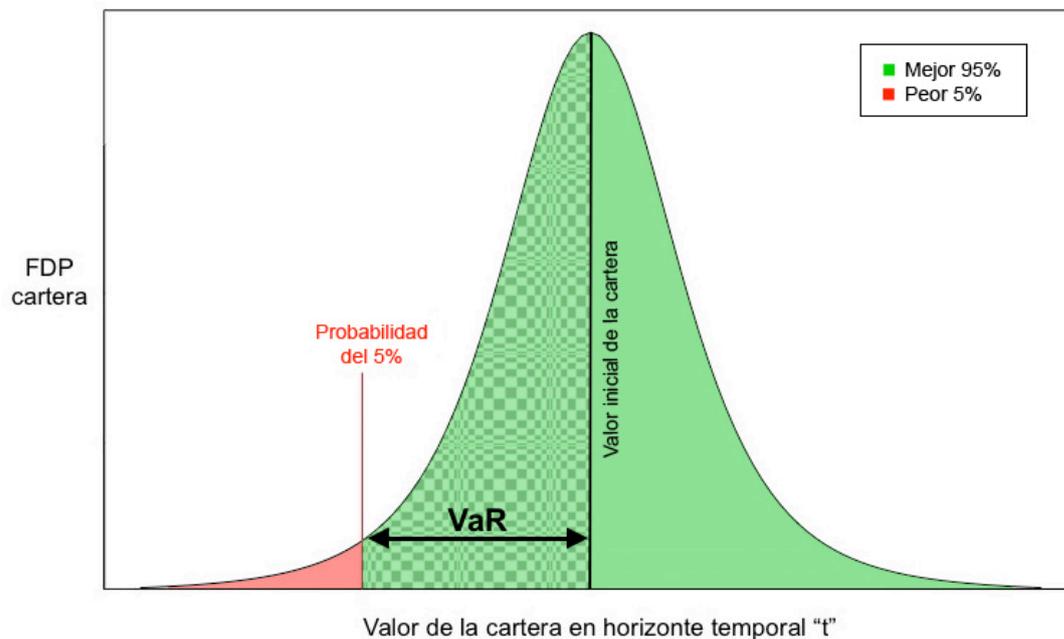
*“El VaR es la pérdida que estamos altamente seguros que no va a ser excedida si la cartera actual se mantiene durante un periodo de tiempo determinado” ... “En términos matemáticos, el  $100\alpha\%$  h-días VaR es la pérdida (en términos de valor actual) que solo sería excedida con una pequeña probabilidad  $\alpha$ , cuando se mantiene la cartera estática en los siguientes h días.” (Alexander 2008, p. 13)*

En otras palabras, el VaR resume en un solo número la pérdida que puede incurrir la totalidad de nuestra cartera debido a los movimientos de mercado “normales” de los activos que la componen, de manera que pérdidas superiores a las del VaR sólo se podrían dar bajo una probabilidad determinada muy pequeña, que representaría circunstancias inusuales en el mercado. Por ejemplo, en un VaR semanal del 5%, estamos seguros al 95% de que la pérdida calculada no se superará en el transcurso de la próxima semana.

La aplicación de esta medida se extiende dentro de los bancos más allá de las carteras de acciones, existiendo cálculos del mismo para carteras con activos más complejos como futuros, opciones, tipos de interés, bonos, swaps, CDOs y créditos. Gracias a esta adaptación a un gran número de activos, el VaR ha sido ampliamente aceptado en los consecutivos acuerdos de Basilea para la obtención del riesgo de mercado en los cálculos de Capital Mínimo Regulatorio exigido desde 1996.

Además de su uso en entidades financieras, el VaR también es una de las medidas clave utilizadas por las agencias de rating para identificar y calificar el riesgo de insolvencia de las empresas.

**Figura IV.1:** Representación gráfica del Value At Risk.



Fuente: Elaboración propia.

Como podemos apreciar en la Figura IV.1, desde el punto de vista estadístico, el cálculo del VaR se basa en un percentil determinado de la función de densidad predicha para los rendimientos de la cartera.

En la literatura académica existen diversas posturas defensoras de esta técnica como principal herramienta para la obtención del riesgo en carteras de inversión. Esta posición está encabezada por Jorion (1997), quien destaca la fácil monitorización y comprensión que presenta el VaR en sus resultados. No obstante, Jorion insiste en que siempre se deben interpretar los resultados obtenidos como una estimación del rango de pérdidas, ya que el resultado absoluto es imposible de calcular debido al carácter ilimitado de las colas en las distribuciones continuas.

Existen tres metodologías distintas para el cálculo del VaR, cuya diferencia radica en la forma en que se construye la distribución de los rendimientos de los activos:

- i) **Método Varianza-Covarianza:** Este tipo de método lineal paramétrico supone que los rendimientos de los activos se distribuyen normalmente, lo que significa que los retornos del factor de riesgo se distribuyen a través de una distribución normal multivariante. Esto hace que solo sea necesario para su aproximación los datos de volatilidad (varianza) y la matriz de correlaciones de la cartera. También encontramos una derivación de este modelo lineal cuando el factor de riesgo presenta una distribución t-Student. Las mayores limitaciones de esta versión se encuentran en las suposiciones sobre la distribución, lo cual puede generar grandes desviaciones en las pérdidas calculadas. Otro inconveniente es la imposibilidad de aplicar este modelo a carteras con otro tipo de activos no lineales como las opciones.
- ii) **Método de Simulación Histórica:** Este método asume que las posibles variaciones futuras de los activos han sido experimentadas en el pasado, por lo que la distribución histórica de los rendimientos será igual que su distribución futura. La ventaja de este método frente al anterior es que basa las dependencias de los factores de riesgo en movimientos ya

experimentados en el pasado. El método de simulación histórica puede ser aplicado a carteras con opciones, aunque presenta ciertas limitaciones. La principal crítica a este modelo es la asunción poco realista de que todas las variaciones posibles hayan sido ya experimentadas e introducidas en el modelo.

- iii) *Método de Simulación de Monte Carlo:* Se trata de un método más flexible que los otros dos anteriores, que simula los posibles rendimientos futuros de la cartera a través de la generación de números aleatorios. Después de un número suficiente de simulaciones, la distribución obtenida (con la que se calcula el VaR) debería converger a la distribución verdadera de la cartera.

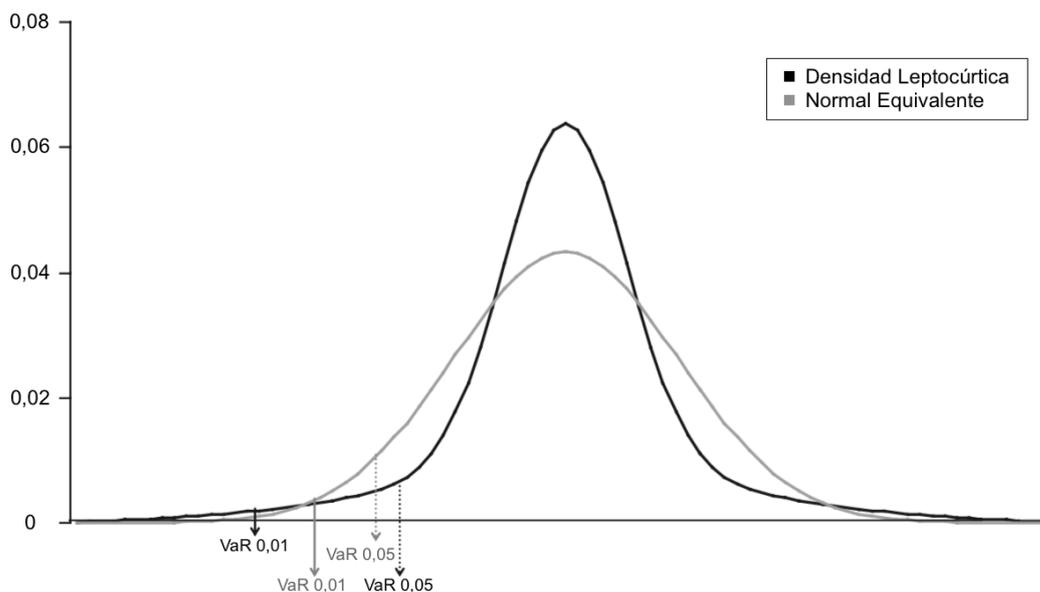
Una vez descritas las tres versiones para calcular el VaR, es complicado determinar cuál de ellas es mejor, ya que esto dependerá de las características de cada cartera y los objetivos que queramos alcanzar. Cada método cuenta con sus propias fortalezas y limitaciones, las cuales pueden resumirse en: sencillez de su cálculo, adaptación a activos no lineales, flexibilidad y fiabilidad de los resultados.

En el caso de este trabajo, la forma seleccionada en la Sección V para elaborar un análisis empírico del VaR será un modelo lineal paramétrico (*varianza-covarianza*), ya que previamente realizaremos una revisión estadística de los rendimientos bursátiles (V.2), con el fin de detectar la presencia de distribuciones clásicas en los rendimientos de los activos. Al tratarse de una cartera de acciones, el inconveniente de activos no lineales que presenta esta versión no nos limitará en nuestros cálculos. Otro motivo por el que se elige la forma lineal paramétrica es que cuenta con una solución analítica simple, lo cual hace que sea una de las aproximaciones más apropiadas para un trabajo académico.

En el modelo paramétrico es necesario identificar previamente la distribución que siguen los rendimientos de la cartera, ya que la fórmula analítica del VaR cambia en función de la distribución a la que mejor se adapten los datos. En su forma más básica, el modelo varianza-covarianza asume que los rendimientos de las acciones se distribuyen normalmente, por lo que la cartera también sigue una distribución normal. Este método también puede aplicarse a distribuciones del factor riesgo t-Student, mezclas de normales y mezclas de t-Student.

La identificación de la distribución de los rendimientos es clave en este tipo de modelos lineales debido a que es fácil errar en las cifras del VaR cuando los datos presentan exceso de curtosis y asimetría frente a la distribución normal. Como podemos apreciar en la Figura IV.2, cuando los datos se generan a través de distribuciones leptocúrticas, obtenemos un VaR inferior si se aplican altos niveles de significación. A medida que aumenta el nivel de significación, mayor es el error incurrido si no se detecta la distribución adecuada. Por el contrario, cuando utilizamos niveles bajos de significación, el resultado obtenido puede ser sobreestimado. Ambos problemas pueden ocurrir cuando utilizamos el modelo lineal normal en vez del lineal t-Student.

**Figura IV.2:** Diferencias en VaR con distribución normal y leptocúrtica.



Fuente: Carol Alexander 2008, p. 107.

## IV.2 VAR CONDICIONAL: EXPECTED SHORTFALL Y EXPECTED TAIL LOSS

Las devastadoras pérdidas generadas por la crisis de 2007 en los mercados financieros y, sobre todo, la falta de previsión de estos acontecimientos en los modelos de riesgo utilizados, pusieron en jaque la principal medida de riesgo de mercado utilizada hasta el momento: el VaR. La total confianza depositada sobre este modelo por parte de reguladores e inversores generó un clima de tranquilidad en la forma de operar y asumir riesgos, llegando a situaciones de apalancamiento y falta de liquidez altamente peligrosas.

Ante estos fallos en la regulación y gestión de riesgos, se puso en marcha la reforma de Basilea III<sup>3</sup>, con el fin de aumentar la calidad del capital, mejorar la captación de riesgos en los modelos internos de las entidades y aumentar los requerimientos de ambos factores para fortalecer la estabilidad del sistema bancario. En términos de riesgo de mercado, Basilea III propone cambiar la métrica VaR por una alternativa similar, el VaR Condicional, debido a que la inadecuación del anterior modelo generó pérdidas superiores al capital calculado para riesgo de mercado.

Además de los cambios en materia regulatoria, las discrepancias sobre el VaR han sido ampliamente discutidas en la literatura académica antes de la crisis subprime. Las críticas contra este modelo son encabezadas por Acerbi & Tasche (2002), quienes defienden el ES como una alternativa al VaR. Los principales argumentos de estos autores giran en base a la falta de subaditividad del VaR, lo cual lo convierte en una medida de riesgo incoherente<sup>4</sup>. La subaditividad, manifiesta el hecho de que el riesgo global de una cartera no puede ser superior a la suma del riesgo parcial de cada uno de

<sup>3</sup> Las reformas de Basilea III vieron la luz en diciembre de 2010 y deberán ser implementadas al completo por las entidades financieras antes de enero de 2019.

<sup>4</sup> Según Artzner et al. (Coherent Risk Measures, 1998. Pp: 6-9) una medida de riesgo es coherente cuando cumple los siguientes axiomas: monotonicidad, homogeneidad, invariante ante traslaciones y subaditividad.

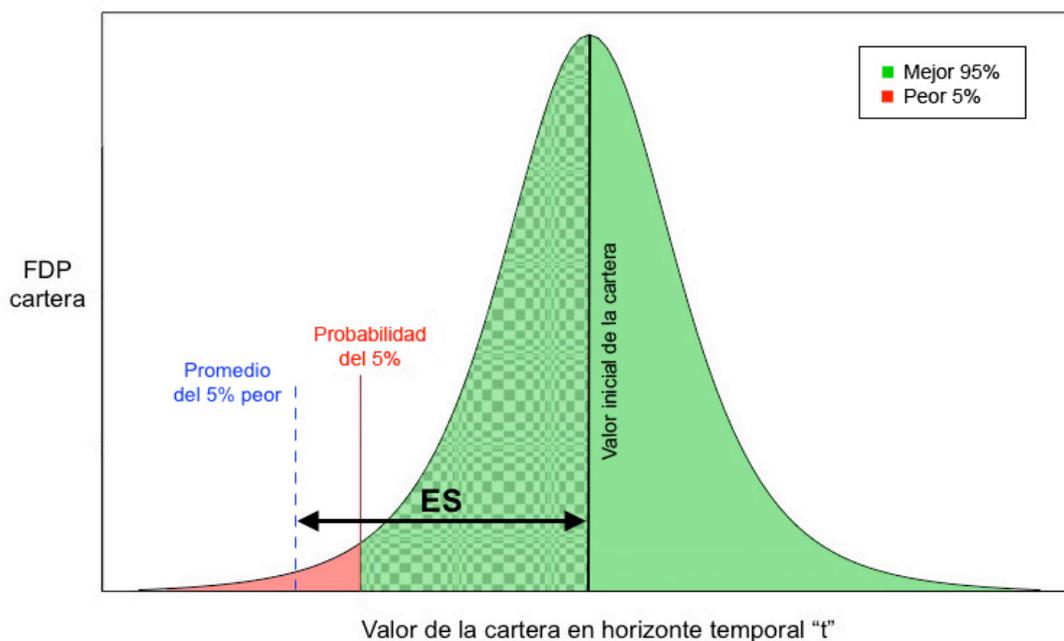
los activos que la componen, lo cual está estrechamente vinculado con el concepto de diversificación.

Otra de las críticas contra el VaR, la encontramos en los artículos de Taleb (1997, 2010), quien lo define como una “mala práctica potencialmente peligrosa que debe ser eliminada”. La principal divergencia de Taleb acerca del VaR gira en torno a los defectos que presenta en la medición de los riesgos en las colas y sus consecuencias en eventos extremos.

*“El VaR Condicional es una medida de riesgo que nos proporciona la pérdida media esperada (en términos de valor actual) cuando se ha superado el VaR para un horizonte y nivel de confianza determinados.”* (Alexander 2008, p. 128)

Podemos ver expresado el VaR Condicional en dos vertientes distintas: cuando estamos midiendo el VaR relativo a un índice de referencia hablamos de Expected Shortfall (ES), y, cuando medimos pérdidas absolutas hablamos de Expected Tail Loss (ETL). Ambas medidas nos ofrecen la información que no nos da el VaR acerca de la magnitud de las pérdidas que podemos incurrir en el caso de que sea excedido.

**Figura IV.3:** Representación gráfica del VaR Condicional.



Fuente: *Elaboración propia.*

Al contrario del VaR, el ES y el ETL son medidas de riesgo coherentes, ya que ambas cumplen el axioma de subaditividad, lo que las posiciona como mejores medidas de riesgo en términos regulatorios y de *capital allocation*.

## V. ANÁLISIS EMPÍRICO DEL RIESGO EN UNA CARTERA DE ACTIVOS DE RENTA VARIABLE

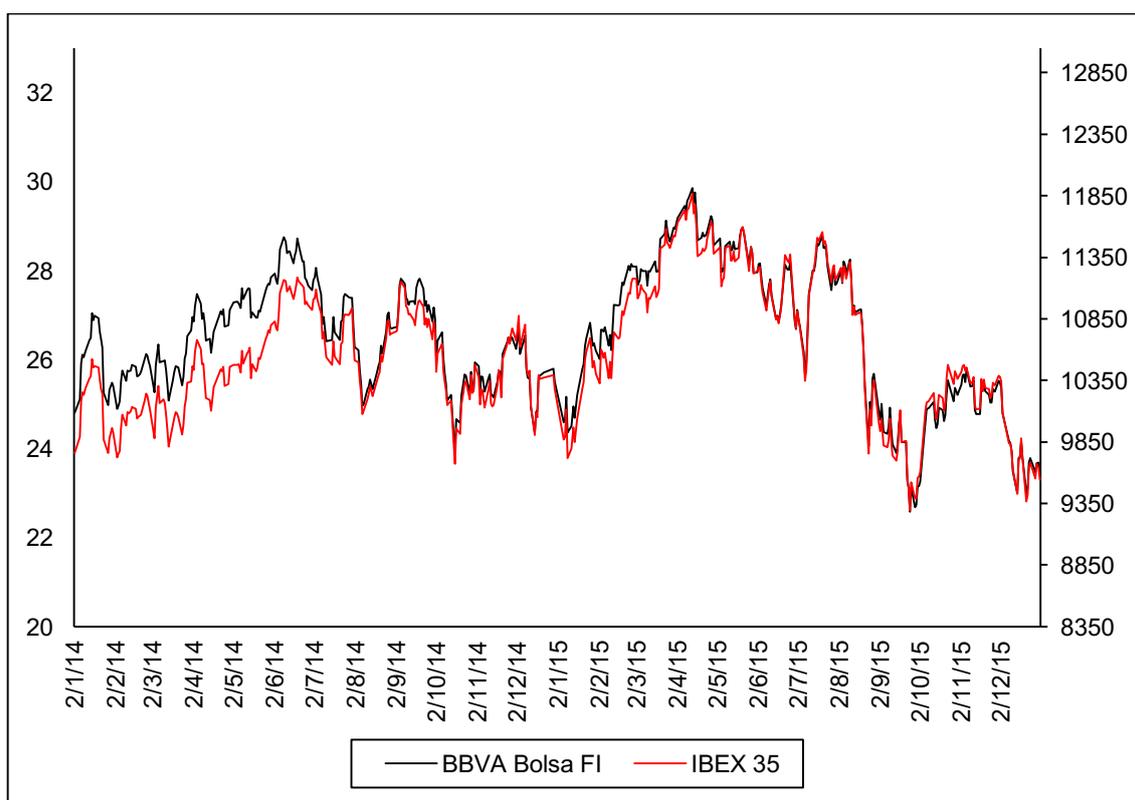
### V.1 PRESENTACIÓN DE LA CARTERA ESTUDIADA

Utilizando las medidas descritas en este trabajo, los métodos VaR y VaR Condicional, vamos a analizar el riesgo de una cartera real de activos. El portfolio analizado será un conocido fondo de inversión del banco español BBVA, el cual es comercializado a nivel minorista en nuestro país.

Las principales posiciones de este activo han sido extraídas a fecha 31 de diciembre de 2015, lo que afectará al valor liquidativo, composición y resultado analizados.

El fondo BBVA Bolsa fue creado el 4 de abril de 1988 por la gestora BBVA Asset Management, con el fin de ofrecer a los clientes del mismo banco, un fondo que recogiese la evolución de las principales compañías del mercado bursátil español. El producto está dirigido a inversores que tengan un perfil de riesgo muy elevado, es decir, aquellos que están dispuestos a asumir un mayor riesgo para conseguir una mayor rentabilidad potencial. Actualmente, el patrimonio gestionado por el fondo asciende a 163<sup>5</sup> millones de euros, repartidos entre 11.253<sup>5</sup> clientes.

**Figura V.1:** Variación fondo BBVA Bolsa vs IBEX 35.

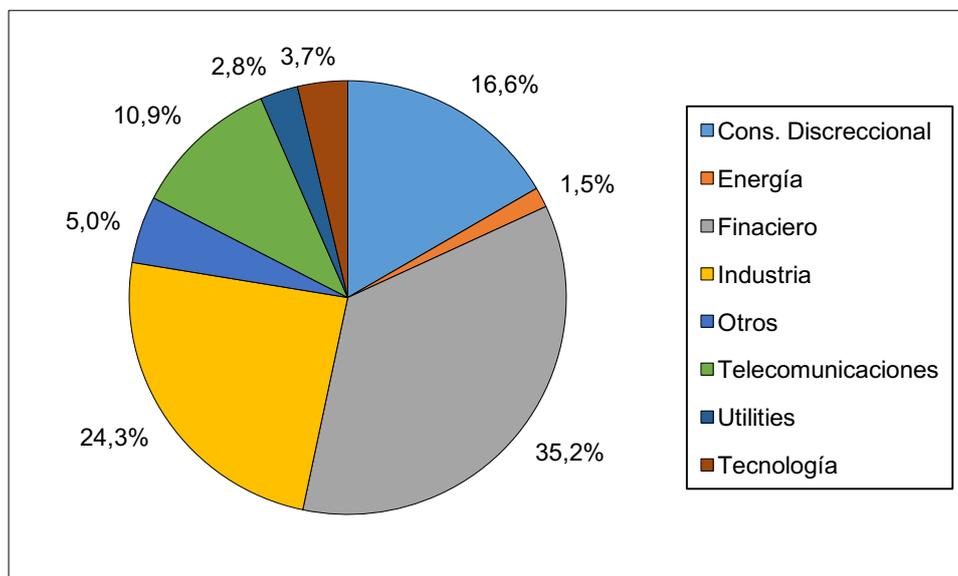


Fuente: Elaboración propia a partir de datos de Bolsas y Mercados Españoles.

<sup>5</sup> Valor del patrimonio a 31/12/2015.

Según la hoja de descripción del producto, se trata de un fondo que invierte en las compañías más representativas de la bolsa española. Está categorizado como un fondo de volatilidad muy elevada, debido a que la mayoría de su cartera se encuentra invertida en activos de renta variable. La composición sectorial de su cartera de inversión está distribuida del siguiente modo:

**Figura V.2:** Composición sectorial de la cartera BBVA Bolsa.



Fuente: Hoja de descripción producto BBVA Bolsa.

El producto se sitúa en la escala D (alto riesgo) dentro del *Sistema de Clasificación de Activos Financieros* de la Comisión Nacional del Mercado de Valores (CNMV). Este sistema se creó en 2014 con el fin de maximizar la transparencia informativa en la prestación de servicios de inversión, debido al crecimiento experimentado en los últimos años en la sofisticación y complejidad de los productos financieros ofrecidos al consumidor minorista. Las variables que giran en torno a este sistema de clasificación de riesgo son: riesgo a no recuperar el capital invertido, solvencia del emisor, plazo del instrumento, características del instrumento y divisa en la que se denomina. En el *Anexo I*, se recogen en detalle los distintos tipos de productos financieros clasificados según este sistema de calificación.

En la información proporcionada por los emisores de los fondos es habitual que solamente podamos encontrar las posiciones más fuertes de la cartera, es decir, aquellas cuyo valor al contado conforman el núcleo central de la cartera. En este caso, BBVA nos facilita las 10 posiciones más “pesadas” a las que está expuesto el fondo BBVA Bolsa. Como se puede apreciar en la parte izquierda de la Tabla V.1, la suma total de las posiciones que nos informa la entidad emisora es del 43,14% de la cartera, por lo que nos faltaría más de la mitad de la información para poder calcular el VaR exacto del fondo.

Debido a que la información que precisamos es de carácter confidencial, vamos a analizar el VaR de la cartera formada por las acciones más fuertes, reponderando los pesos de la cartera original.

**Tabla V.1:** 10 posiciones más fuertes (reales y reponderadas) de la cartera BBVA Bolsa.

Acción	Peso Cartera	Acción	Peso Cartera
IAG	7,10%	IAG	16,46%
Caixabank	5,08%	Caixabank	11,78%
B. Sabadell	4,39%	B. Sabadell	10,18%
INDITEX	4,02%	INDITEX	9,32%
ACS	3,94%	ACS	9,13%
Gamesa	3,85%	Gamesa	8,92%
BBVA	3,85%	BBVA	8,92%
Abertis	3,84%	Abertis	8,90%
DIA	3,60%	DIA	8,34%
B. Santander	3,47%	B. Santander	8,04%
$\Sigma$ 43,14%		$\Sigma$ 100,00%	

Fuente: Folleto de información del producto y elaboración propia.

En la parte derecha de la Tabla V.1 se muestran los pesos de la nueva cartera, que van a ser utilizados para el cálculo empírico del riesgo.

La solución por reponderación repercutirá obviamente en el resultado final de nuestros cálculos, los cuales no podrán ser aplicados a la cartera original comercializada, ya que los pesos de la cartera creada son totalmente distintos. No obstante, continuaremos con nuestro análisis teniendo en cuenta esta limitación a la hora de extraer conclusiones.

## V.2 IDENTIFICACIÓN DE LA DISTRIBUCIÓN UNIVARIANTE Y MULTIVARIANTE DE LA CARTERA

Como se ha explicado en la Sección IV, una fase previa al cálculo del VaR lineal paramétrico debe ser la correcta modelización de los datos, con el fin de adecuar nuestra cartera a una fórmula concreta del VaR. Tal y como hemos visto en la Figura IV.2, el VaR puede tender a ser infraestimado bajo niveles de confianza altos cuando los rendimientos de la cartera presentan distribuciones leptocúrticas.

El análisis de la distribución de los rendimientos de las acciones cuenta con una gran trayectoria dentro de los campos de la estadística y la economía. La relevancia de la investigación sobre las distribuciones estadísticas radica en que multitud de los modelos económicos y financieros descansan sobre el supuesto de normalidad (como es el caso del modelo VaR varianza-covarianza).

La hipótesis de normalidad ha sido históricamente trasladada a los rendimientos observados en el mercado bursátil, tal y como podemos ver en los trabajos de Bachelier (1900) y Osborne (1959). Con el paso de los años, Mandelbrot (1963) o Fama (1965) encontraron que la distribución normal no representaba correctamente el comportamiento del rendimiento de los activos, que presentaban distribuciones leptocúrticas. Según Alexander (2008), la leptocurtosis y la asimetría negativa son dos de los hechos estilizados básicos encontrados al examinar los rendimientos de los activos financieros.

En el caso del mercado bursátil español, también encontramos publicaciones (Giménez 1992) que se basan en el estudio empírico de los rendimientos, las cuales concluyen que la distribución normal clásica no se adapta correctamente a los datos, tanto en el

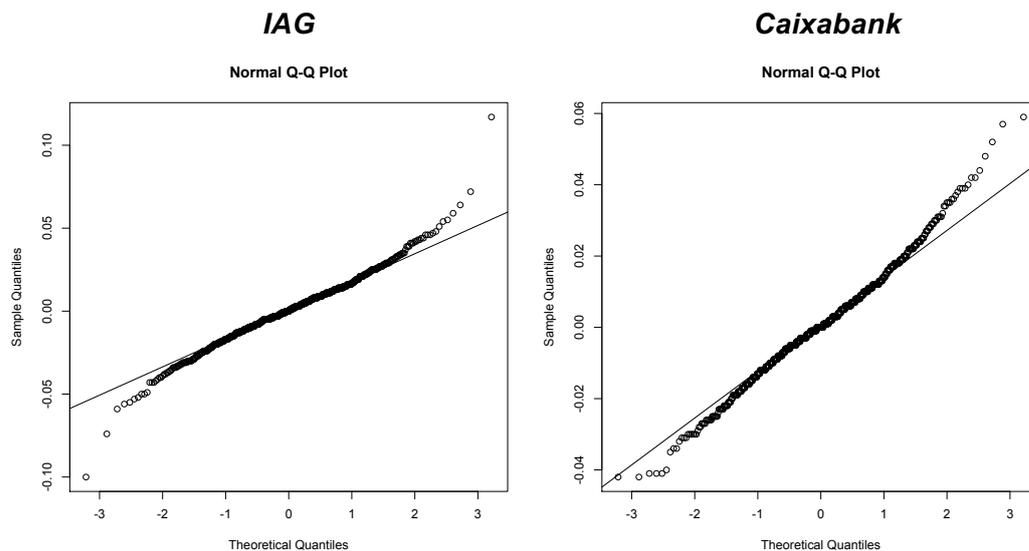
mercado español como en otros mercados extranjeros. Asimismo, Giménez demuestra que distribuciones alternativas como la t-Student, pueden llegar a ser un modelo apropiado para representar las distribuciones de los rendimientos bursátiles en escalas mensuales y diarias.

En base a que el modelo más básico de varianza-covarianza establece el supuesto de normalidad y, en vista de las distintas discrepancias existentes en la literatura, un primer paso lógico y necesario sería contrastar si los datos de nuestra cartera siguen una distribución normal.

Llegados a este punto, nos surge una duda paralela: ¿qué frecuencias temporales debemos seleccionar en nuestros datos? La opción más utilizada por las entidades financieras es la selección de datos diarios, es decir, el rendimiento que presenta la cartera cada día entre la apertura y el cierre del mercado. La utilización de una ventana temporal diaria también es importante para aportar mayor fiabilidad a nuestros resultados, ya que seleccionando periodos de tiempo superiores podríamos dejar de observar eventos extremos que operativamente sí afectan a nuestra cartera. Además, el lapso diario es el que nos permite obtener un tamaño muestral apropiado, ya que, si utilizásemos datos semanales, necesitaríamos datos de 10 años para recoger una muestra de 500 observaciones.

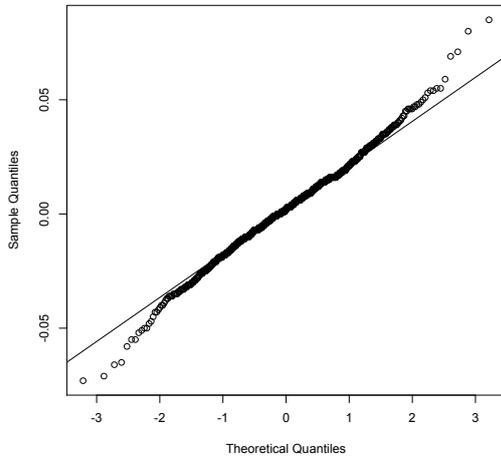
Para comprobar si los rendimientos de los activos se distribuyen normalmente, vamos a emplear, en primer lugar, herramientas gráficas que nos aporten una primera visión de los datos. A través del análisis gráfico de los datos diarios, nos damos cuenta de que sus distribuciones presentan colas pesadas, tal y como se puede observar en los Q-Q plots de la Figura V.3. Este tipo de gráfico (Q-Q plot o Cuantil-Cuantil), nos representa cuán grande es la diferencia entre la distribución de los datos muestrales y otra distribución. La línea transversal representa la distribución normal teórica y, los puntos, las observaciones de la muestra para una acción determinada.

**Figura V.3:** Q-Q plots normales de los activos de la cartera.



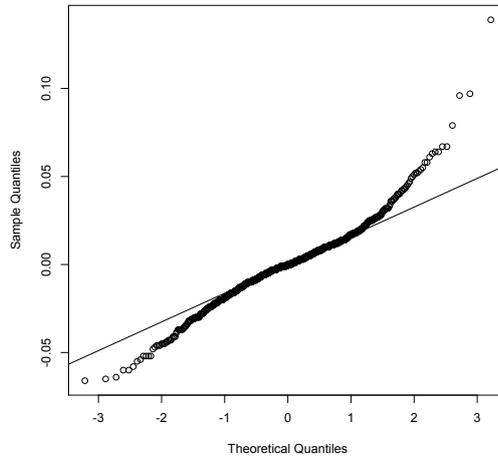
**Banco Sabadell**

Normal Q-Q Plot



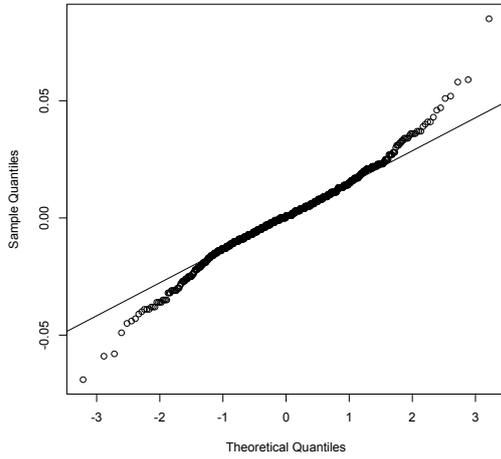
**INDITEX**

Normal Q-Q Plot



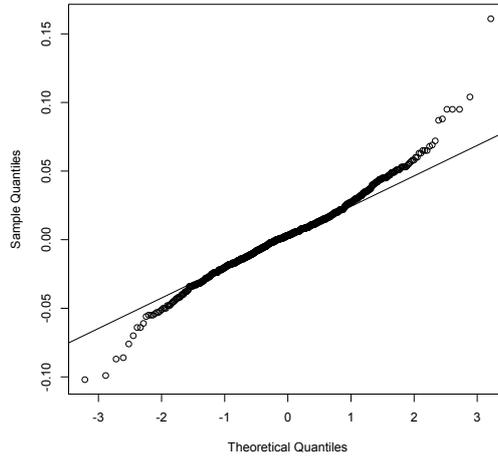
**ACS**

Normal Q-Q Plot



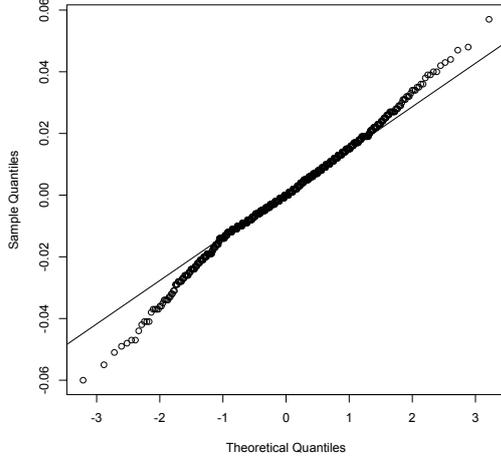
**Gamesa**

Normal Q-Q Plot



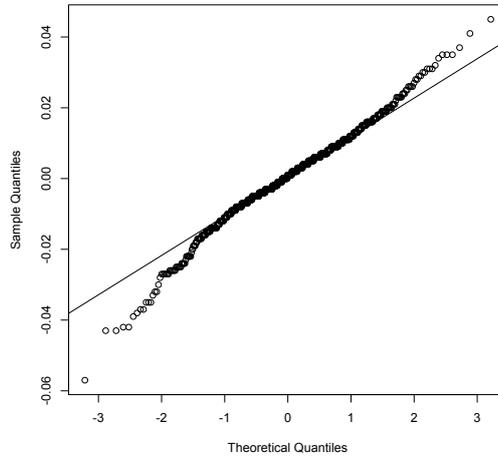
**BBVA**

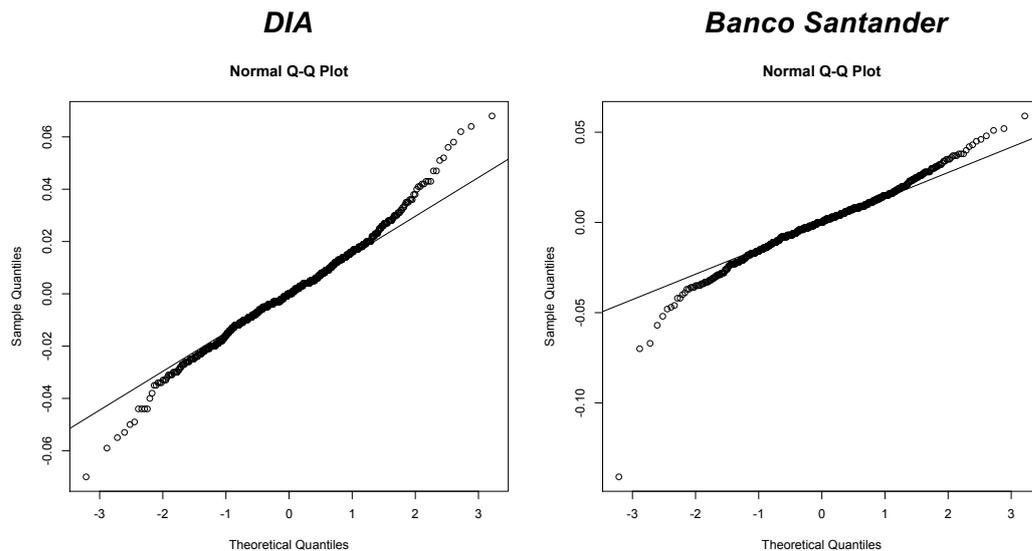
Normal Q-Q Plot



**Abertis**

Normal Q-Q Plot





*Fuente: Elaboración propia a partir de los rendimientos diarios de los activos.*

En base a los Q-Q plots, podemos intuir que las acciones de nuestra cartera no se ajustan correctamente a la distribución normal teórica. La principal divergencia encontrada en todas las acciones es la presencia de colas largas, en algunos casos pesadas en su lado derecho, como se ve claramente en el caso de Gamesa, Abertis y ACS.

Una vez realizada esta aproximación gráfica, llevaremos a cabo un contraste de normalidad de todas las acciones del fondo para un periodo temporal de dos años (enero 2014 – diciembre 2015), obteniendo un tamaño muestral de 500 datos por cada acción. Este contraste nos ayudará a confirmar nuestras sospechas sobre la ausencia de normalidad en los datos.

Entre los contrastes clásicos de normalidad más utilizados encontramos los siguientes: Jarque-Bera, Kolmogorov-Smirnov-Lilliefors, Chi-Cuadrado, Cramér-vo Mises, Anderson-Darling y Shapiro-Wilk. Todos los contrastes anteriormente citados han sido estudiados mediante simulaciones de Monte Carlo por Yap & Sim (2011), llegando a la conclusión de que Shapiro-Wilk es el test más potente tanto para distribuciones con colas simétricas como asimétricas. Por lo tanto, este será el test seleccionado para contrastar nuestros datos debido a su alta potencia y su correcta adaptabilidad a nuestro tamaño muestral.

### **Test de normalidad Shapiro-Wilk**

La prueba de Shapiro-Wilk es uno de los test más utilizados y potentes para el contraste de normalidad en muestras inferiores a 5000 datos<sup>6</sup>.

*“El test de Shapiro-Wilk utiliza un análisis similar al de los Q-Q plots normales, ya que se basa en la relación entre los estadísticos de orden de una muestra  $Y_i$  y los estadísticos de orden de la normal, que, en muestras grandes, son cercanos a  $\Phi^{-1}\{i/(n + 1)\}$ , los cuantiles de la distribución normal estándar. El vector del estadístico de orden esperado es multiplicado por la inversa de su matriz de covarianzas. Entonces, la correlación entre este producto y los estadísticos de orden de la muestra es usada*

<sup>6</sup> Originalmente la aplicación del test de Shapiro-Wilk era adecuado para muestras inferiores a 50 datos. Esta cifra aumentó hasta 5000 datos con la modificación introducida por Royston (1982).

como estadístico de contraste.” (Ruppert 2011, p.64) Bajo la hipótesis de normalidad, la correlación entre los estadísticos de orden de la muestra y los esperados de la normal deben ser cercanos a 1, siendo rechazada la hipótesis nula de normalidad para valores pequeños del coeficiente de correlación.

La Tabla V.2 presenta los p-valor de contraste de normalidad, que será interpretado como evidencia de que los datos no son normales cuando éste es pequeño. Como podemos observar en la siguiente tabla, los p-valor obtenidos para todas las acciones son inferiores a 0,01, por lo que podemos rechazar la hipótesis nula con un nivel de significatividad de 1% de que sus distribuciones univariantes son normales.

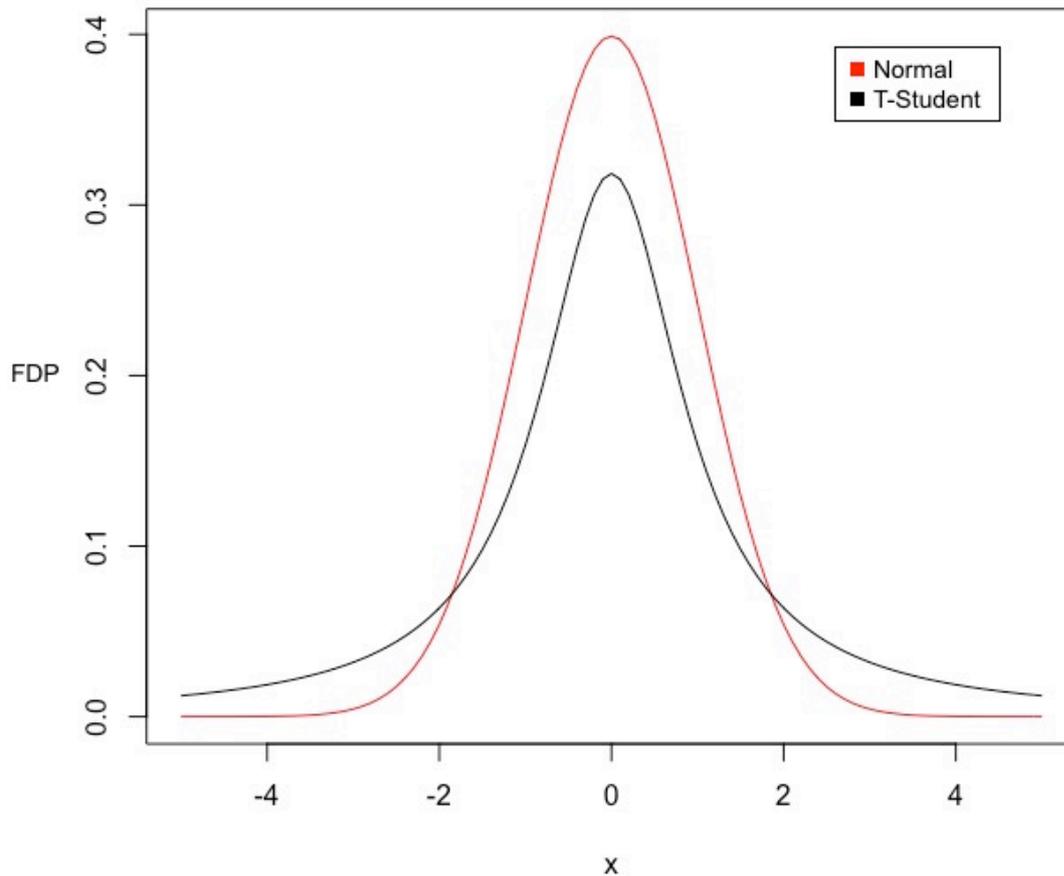
**Tabla V.2:** Resultados del test de Shapiro-Wilk.

Activo	p-valor
IAG	0,002719
Caixabank	0,000154
B. Sabadell	9,476e-07
Inditex	0,006625
ACS	3,872e-05
Gamesa	1,823e-09
BBVA	2,759e-05
Abertis	2,877e-07
DIA	0,001329
B. Santander	3,45e-12

Una vez realizado el contraste de Shapiro-Wilk, hemos podido comprobar que los activos de la cartera no siguen una distribución normal en términos univariantes, por lo que tampoco lo seguirá de manera multivariante.

En el análisis gráfico realizado con los Q-Q plots hemos podido comprobar como el principal problema de adaptación de nuestros datos radica en las colas de las distribuciones de los rendimientos, por lo que es razonable pensar que una distribución con colas más pesadas podría adaptarse correctamente a nuestros datos. Por este motivo, vamos a ajustar una distribución t-Student a los rendimientos de las acciones, que esperamos represente el mismo de forma más precisa, ya que este modelo se caracteriza por colas más pesadas que la distribución normal (ver Fig. V.4).

Como podemos apreciar en el Figura V.4, las colas de una distribución t-Student con 1 grados de libertad (negro), son más pesadas que las de la distribución normal (rojo).

**Figura V.4:** FDP normal vs t-Student.

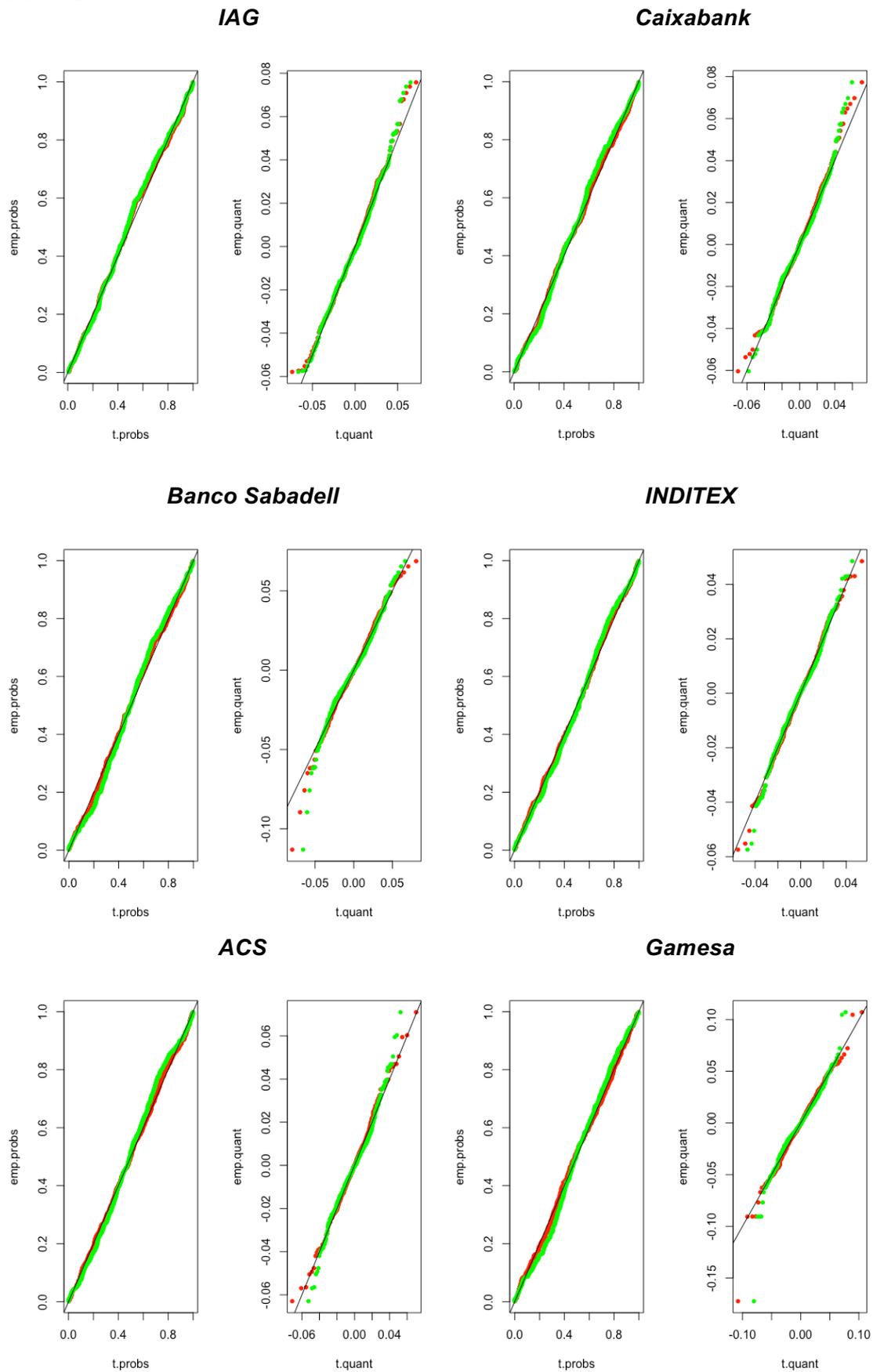
Fuente: *Elaboración propia.*

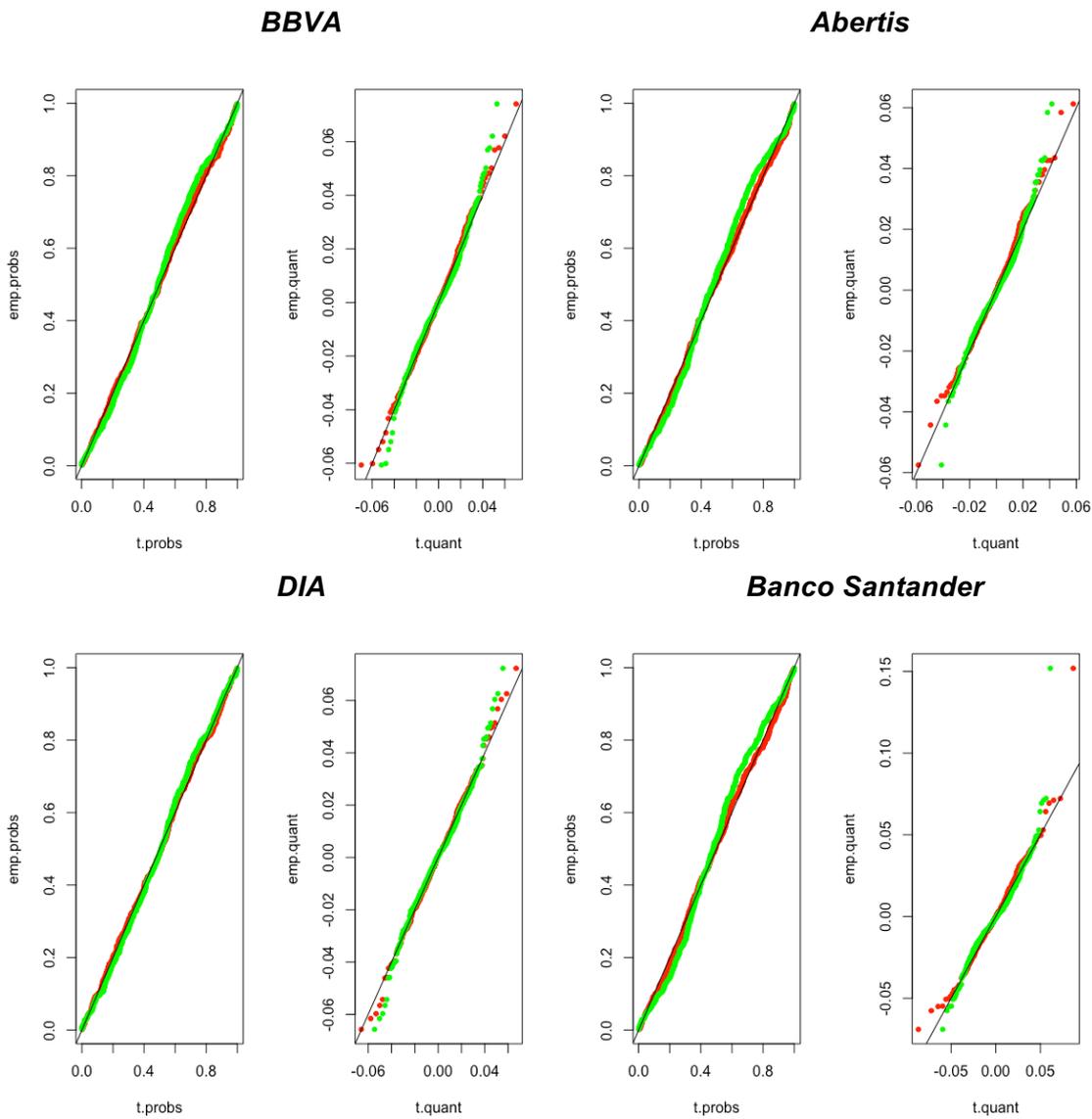
Para poder determinar si los datos estudiados responden mejor a una distribución t-Student que a una distribución normal realizaremos a continuación un análisis gráfico de los datos que nos pueda arrojar un resultado claro.

El método gráfico utilizado está compuesto de dos representaciones: un gráfico P-P plot a la izquierda, y un gráfico Q-Q plot a la derecha. Como se ha explicado anteriormente, este tipo de gráficos comparan las probabilidades y cuantiles de una muestra frente a una o varias distribuciones escogidas. En este caso, las distribuciones escogidas serán la distribución normal teórica representada en verde y la distribución t-Student representada en rojo. La diagonal de 45 grados representará la muestra de datos de una acción determinada.

A través de este ejercicio gráfico, la distribución que mejor se adecúe a nuestros datos será la que mayor linealidad presente con el intercepto. Como podemos ver en la Figura V.5, para la mayoría de los activos ninguna de las dos distribuciones parece exactamente lineal, pero, queda muy claro que la t-Student (rojo) se encuentra más cerca de los datos que la normal.

**Figura V.5:** Q-Q Plots y P-P Plots normal y t-Student para todas las acciones del fondo BBVA Bolsa.





Fuente: Elaboración propia a partir de los rendimientos diarios de los activos.

Además de la aproximación gráfica realizada, podemos determinar de manera cuantitativa a cuál de las dos distribuciones se ajusta mejor nuestros datos. Para ello, recurriremos a tres estadísticos de bondad de ajuste distintos (Kolmogorov-Smirnov, Cramér-von Mises y Anderson Darling) que determinan la bondad del ajuste entre los datos y las distribuciones empíricas normal y t-Student. Cuanto menor es el valor de estos estadísticos, menor es la distancia entre los datos y la distribución empírica, lo que redundará en un mejor ajuste.

**Tabla V.3:** Pruebas de bondad de ajuste entre los datos y las distribuciones empíricas normal y t-Student.

Acción	Normal			T-Student		
	KS	CV	AN	KS	CV	AN
	Métodos	Métodos	Métodos	Métodos	Métodos	Métodos
IAG	0,054277	0,226904	1,229651	0,045529	0,131600	0,822972
Caixabank	0,049341	0,290945	1,745524	0,034923	0,085927	0,602402
B. Sabadell	0,056988	0,418158	2,416283	0,031681	0,095660	0,594644
INDITEX	0,042971	0,229123	1,332655	0,026762	0,069428	0,440242

ACS	0,058466	0,388303	2,347106	0,026249	0,044101	0,425134
Gamesa	0,065698	0,425686	2,513890	0,026065	0,046478	0,311649
BBVA	0,052563	0,404984	2,301928	0,024892	0,050152	0,412010
Abertis	0,061160	0,576984	3,322732	0,032523	0,072349	0,731366
DIA	0,040979	0,194314	1,189147	0,021756	0,041530	0,245309
B. Santander	0,071283	0,736286	4,027253	0,027944	0,093936	0,679549

KS: Kolmogorov-Smirnov, CV: Cramér-von Mises, AN: Anderson Darling.

Como podemos comprobar en la tabla anterior, las distancias entre los datos de las acciones y la distribución siempre son menores cuando se utiliza en el contraste la distribución t-Student.

Por lo tanto, podemos concluir tanto de manera gráfica como cuantitativa, que todas las acciones de la cartera BBVA Bolsa se ajustan mejor a una distribución t-Student.

### V.3 CÁLCULO DEL VaR Y ETL DE LA CARTERA

#### V.3.1 VaR t-Student

Una vez comprobado que el mejor ajuste de los rendimientos de nuestra cartera corresponde a una distribución t-Student, aplicaremos la fórmula del VaR lineal paramétrico para este tipo de distribución. Esta distinción será realmente importante, ya que como hemos visto en la Sección IV, el cálculo del VaR en distribuciones leptocúrticas no es el mismo que en distribuciones normales, ya que se tiende a subestimar la pérdida calculada en niveles altos de significación si no se utiliza la fórmula adecuada.

El modelo empírico aplicado a continuación se trata de un *VaR estático*, ya que asumimos que no se tomarán nuevas posiciones en la cartera (no existe *rebalancing*) durante los distintos horizontes temporales. Este hecho hará que los pesos de la cartera cambien constantemente, lo cual debemos tener en cuenta a la hora de interpretar los resultados.

El  $100\alpha\%$ h-días VaR de la distribución t-Student, como porcentaje del valor de la cartera viene dado por:

$$VaR_{t-Student, h, v, \alpha} = \sqrt{v^{-1}(v-2)h} t_v^{-1}(1-\alpha)\sigma - h\mu$$

Donde “ $\alpha$ ” es el nivel de significación. Según Basilea II los bancos de inversión deben utilizar un nivel del 1% en los cálculos del riesgo de sus carteras, por lo que será el nivel utilizado en primera instancia. El horizonte de riesgo  $h$ , es el periodo de tiempo, medido en días, para el que la pérdida potencial es calculada. Utilizaremos varios horizontes de riesgo: un día, una semana (5 días) y un mes (20 días). Por otro lado,  $v$ ,  $\sigma$  y  $\mu$  son los grados de libertad, la desviación estándar y la media estimados en la distribución de nuestros datos ajustados a una t-Student. Por último, parámetro  $t_v^{-1}(1-\alpha)$  corresponde a la inversa de la función de distribución t-Student con  $v$  grados de libertad y una probabilidad  $1-\alpha$ .

Para poder realizar el VaR de la cartera completa, necesitaremos calcular previamente los rendimientos diarios de la misma. Para ello aplicaremos los pesos reponderados presentados en la Tabla V.1 a los rendimientos de cada acción, obteniendo un único dato diario de la cartera.

Una vez obtenidos los datos de la cartera, ajustaremos una distribución t-Student. Este ajuste ha sido realizado utilizando el comando “*fitdistr*” del software R. El comando ajusta los datos a través del método MLE<sup>7</sup>, obteniendo los siguientes parámetros:

G. Libertad ( $\hat{\nu}$ )	7,083036
Error Estándar ( $\hat{\sigma}$ )	0,013379
Media ( $\hat{\mu}$ )	-0,000378

Los resultados estimados a través del VaR t-Student han sido los siguientes:

**Tabla V.4:** Cálculo del VaR t-Student como porcentaje de la cartera para el fondo BBVA Bolsa.

VaR t-Student (%)			
h/ $\alpha$	5%	1%	0,10%
1	2,19%	3,44%	5,46%
5	4,99%	7,79%	12,32%
20	10,36%	15,95%	25,01%

**Tabla V.5:** Cálculo del VaR t-Student en unidades monetarias para el fondo BBVA Bolsa.

VaR t-Student (€)			
h/ $\alpha$	5%	1%	0,10%
1	3.561.676,16 €	5.600.057,67 €	8.902.002,62 €
5	8.134.446,87 €	12.692.406,41 €	20.075.779,81 €
20	16.885.033,75 €	26.000.952,83 €	40.767.699,62 €

Como podemos observar en las Tablas V.4 y V.5, se han realizado cálculos del VaR para distintos horizontes de riesgo y niveles de significación, de los cuales podemos desprender lo siguiente:

- Para el nivel significación establecido por las entidades reguladoras (1%), el fondo de inversión estudiado no sufrirá en el día siguiente una pérdida superior al 3,44% de su capital, es decir 5.600.057,67€, con una 99% de probabilidad.
- A medida que aumenta el horizonte temporal y el nivel de significación, vemos como la pérdida máxima estimada aumenta hasta el 25,01% del capital para un horizonte de 20 días y una probabilidad del 99,9%.

### V.3.2 VaR normal

Con el fin de demostrar numéricamente la posible distorsión de los resultados citada en anteriores secciones, aplicaremos el modelo VaR normal a los datos:

$$VaR_{h,\alpha} = \Phi^{-1}(1 - \alpha)\sqrt{h}\sigma_1 - h \mu_1$$

En la fórmula del VaR normal también encontramos la estimación de la media descontada para h-días  $h \mu_1$  y el de la desviación típica para los rendimientos de la cartera  $\sqrt{h}\sigma_1$ . En este caso, las estimaciones estarán basadas en datos diarios de la

<sup>7</sup> Maximum Likelihood Estimation.

media y la desviación de los rendimientos de la cartera ( $\mu_1$  y  $\sigma_1$ ). Los datos obtenidos para nuestra cartera son los siguientes:

Error Estándar diario ( $\sigma_1$ )	0,016034
Media diaria ( $\mu_1$ )	0,001769

El parámetro  $\Phi^{-1}(1 - \alpha)$  corresponderá en este caso a la función normal inversa asociada al nivel de probabilidad  $1 - \alpha$ .

Los resultados estimados a través del VaR normal han sido los siguientes:

**Tabla V.6:** Cálculo del VaR normal como porcentaje de la cartera para el fondo BBVA Bolsa.

h/ $\alpha$	VaR normal (%)		
	5%	1%	0,10%
1	2,46%	3,55%	4,78%
5	5,01%	7,46%	10,20%
20	8,26%	13,14%	18,62%

**Tabla V.7:** Cálculo del VaR normal en unidades monetarias para el fondo BBVA Bolsa.

h/ $\alpha$	VaR normal (€)		
	5%	1%	0,10%
1	4.010.651,51 €	5.791.831,73 €	7.788.350,11 €
5	8.170.964,29 €	12.153.804,20 €	16.618.155,02 €
20	13.457.902,75 €	21.423.582,57 €	30.352.284,20 €

Una vez incluida una extensión del VaR normal, podemos realizar una comparación de los resultados obtenidos en ambos modelos:

- Existe evidencia de infraestimación en la pérdida calculada bajo niveles de confianza elevados cuando se utiliza erróneamente la fórmula del VaR lineal paramétrico. Como podemos observar al nivel del 0,10%, la pérdida obtenida en el VaR t-Student (25,01% para 20 días) es ampliamente superior que los datos resultantes del modelo normal (18,62%). Esto provoca una infraestimación de más de 10 M€ en el conjunto de la cartera.
- Bajo niveles de confianza relativamente bajos (5%), el efecto observado es el contrario, tal y como se había explicado teóricamente en la Figura IV.2. Por ejemplo, en el cálculo para 1 día, el modelo t-Student nos proporciona una pérdida del 2,19% mientras que la versión normal nos arroja un 2,46%. Este efecto se disipa a medida que el horizonte temporal crece.
- Estos efectos observados pueden explicarse teóricamente debido a que las colas de la distribución t-Student tienen mayor masa y, su pico central es más alto que el de una distribución normal con varianza similar. Esto provoca que cuanto más cercano esté el cuantil estudiado de la zona central, menor será la masa en la cola de una distribución t-Student frente a la de una normal.

### V.3.3 Expected Tail Loss

En la Sección IV se introdujo teóricamente el concepto de VaR Condicional, el cual puede desagregarse en Expected Shortfall (ES), cuando la pérdida calculada está referenciada a un índice concreto, y, Expected Tail Loss (ETL), cuando los resultados calculados son absolutos. Estas metodologías alternativas nos indican la pérdida esperada una vez se ha superado el VaR, aportando una descripción más completa sobre los riesgos de una cartera. Además, ambos métodos cumplen todos los axiomas para ser una medida de riesgo coherente.

La descripción matemática del ETL está basada en la esperanza condicionada de los retornos ( $X$ ), cuando éstos superan la cifra del VaR:

$$VaR_{h,\alpha} = -x_\alpha$$

$$ETL_\alpha(X) = -E(X|X < x_\alpha)$$

Existen distintas derivaciones paramétricas del ETL dependiendo de si el VaR estudiado ha sido estimado usando el modelo lineal paramétrico en su versión normal o en su versión t-Student (o en mezclas de ambas).

ETL en el modelo VaR t-Student:

$$ETL_{h,\alpha,\nu}(X) = \alpha^{-1}(\nu - 1)^{-1}(\nu - 2 + x_\alpha(\nu)^2)f_\nu(x_\alpha(\nu))\sigma_h - \mu_h$$

Los parámetros necesarios para el cálculo del ETL t-Student son similares a los requeridos en los cálculos del VaR, salvo  $x_\alpha(\nu)$ , que representa el cuantil  $\alpha$  de la distribución t-Student con  $\nu$  grados de libertad y,  $f_\nu(x_\alpha(\nu))$ , que es el valor de su función de densidad en ese mismo punto.

**Tabla V.8:** Cálculo del ETL t-Student como porcentaje de la cartera para el fondo BBVA Bolsa.

h/α	ETL t-Student (%)		
	5%	1%	0,10%
1	2,84%	4,43%	7,17%
5	6,47%	10,01%	16,15%
20	13,33%	20,40%	32,68%

**Tabla V.9:** Cálculo del ETL t-Student en unidades monetarias para el fondo BBVA Bolsa.

h/α	ETL t-Student (€)		
	5%	1%	0,10%
1	4.644.794,21 €	7.222.865,78 €	11.699.708,05 €
5	10.556.372,26 €	16.321.108,50 €	26.331.639,40 €
20	21.728.878,00 €	33.315.733,00 €	53.279.418,80 €

Del mismo modo que se ha realizado con el VaR, aplicaremos la versión del ETL para el modelo normal, con el fin de poder comparar los resultados obtenidos:

$$ETL_{h,\alpha}(X) = \alpha^{-1}\varphi(\Phi^{-1}(\alpha))\sigma_h - \mu_h$$

En el caso de este modelo encontramos un nuevo parámetro,  $\varphi(\Phi^{-1}(\alpha))$ , que denota la magnitud de la función de densidad de la normal en su cuantil  $\alpha$ .

**Tabla V.10:** Cálculo del ETL normal como porcentaje de la cartera para el fondo BBVA Bolsa.

ETL normal (%)			
h/α	5%	1%	0,10%
1	3,13%	4,10%	5,22%
5	6,51%	8,67%	11,19%
20	11,25%	15,57%	20,61%

**Tabla V.11:** Cálculo del ETL normal en unidades monetarias para el fondo BBVA Bolsa.

ETL normal (€)			
h/α	5%	1%	0,10%
1	5.102.640,02 €	6.667.301,52 €	8.511.683,96 €
5	10.612.877,84 €	14.133.930,49 €	18.235.739,10 €
20	18.342.292,20 €	25.384.397,50 €	33.587.991,90 €

Una vez realizado el cálculo del ETL bajo ambos modelos podemos apreciar que:

- Tal y como se ha explicado teóricamente, el ETL nos ofrece más información que el VaR ya que nos indica la magnitud de la pérdida esperada una vez que éste ha sido superado. En el que caso de que el Fondo BBVA Bolsa sufra una pérdida superior al 3,44% en un día (1% VaR t-Student para 1 día), la pérdida media esperada será del 4,43%.
- Nuevamente, encontramos evidencia de infraestimación de los datos calculados bajo niveles de confianza muy altos y, sobreestimación, en niveles de confianza bajos.
- Resulta interesante destacar que esta desviación de los resultados es mucho más fuerte en el cálculo del ETL que en el VaR. Por ejemplo, para un nivel del 1% y un horizonte de 5 días, la infraestimación del VaR es de 0,33 puntos porcentuales (7,79% vs 7,46%), mientras que la infraestimación del ETL es de 1,34 puntos porcentuales (10,01% vs 8,67%).

## VI. CONCLUSIONES Y EXTENSIONES

En el presente trabajo se ha realizado una revisión teórica de las principales metodologías existentes para la medición del riesgo de mercado (VaR y ETL), las cuales posteriormente han sido aplicadas empíricamente a la cartera de acciones del fondo de inversión BBVA Bolsa. A continuación, se recogen las principales conclusiones extraídas a lo largo del proyecto, así como las distintas propuestas para prolongarlo, asociadas a las limitaciones que este presenta y a los distintos problemas que han sido identificados en su elaboración.

En primer lugar, la revisión teórica realizada sobre los conceptos de medición del riesgo financiero, me ha ayudado a darme cuenta de la importancia de este elemento en las decisiones de inversión. Además, haber comenzado este repaso con medidas tan básicas e incompletas como la volatilidad, ha facilitado la comprensión de las utilidades de medidas modernas como el VaR y el VaR Condicional.

A partir del estudio de riesgo realizado para el fondo BBVA Bolsa mediante los modelos VaR y ETL, hemos podido extraer diversas conclusiones. Desde el punto de vista operativo, gracias a la metodología VaR, hemos podido obtener un dato cuantitativo acerca de la pérdida esperada para esta cartera, sujeta a diferentes niveles de significación y horizontes temporales. Adicionalmente, utilizando el modelo ETL hemos aumentado esta información, obteniendo la pérdida media esperada una vez haya sido superada la cifra del VaR.

Desde el punto de vista académico, hemos comprobado empíricamente la importancia que tiene la modelización de la distribución de los datos en la versión lineal paramétrica del VaR. Se ha visto de manera teórica y práctica, como la pérdida calcula puede verse infraestimada cuando se aplican niveles de significación elevados, debido a las diferencias que presentan las colas de la distribución normal frente a las de distribuciones leptocúrticas. En este sentido, hemos observado cómo estas distorsiones se multiplican cuando el riesgo es calculado a través de la metodología ETL.

De forma paralela, a través del proceso de identificación de la distribución de los rendimientos de nuestra cartera, hemos podido comprobar como las distribuciones leptocúrticas, concretamente la t-Student, ofrecen una mejor adaptación a los datos de rendimientos bursátiles frente a las distribuciones gaussianas, tal y como considera la literatura académica al respecto.

En segundo lugar, el estudio teórico y práctico me ha permitido comprender con mayor profundidad el debate existente sobre la adecuación y el uso de estas metodologías en firmas de inversión. Las principales críticas contra el VaR giran en torno a su falta de subaditividad, hecho que convierte esta técnica en una medida de riesgo incoherente según los axiomas de Artzner et al (1998). Por el contrario, el ETL presenta subaditividad en sus resultados, lo que hace que sea una medida de riesgo coherente. La mayor información y coherencia que presenta el ETL frente al VaR, hace que podamos concluir que es una medida de riesgo mejor tanto en términos regulatorios como de capital allocation. Esta conclusión se ve reforzada por el reciente cambio realizado en la normativa Basilea III que antepone el ETL como medida principal en el cálculo del riesgo de mercado.

Por último, es necesario señalar que el trabajo realizado presenta una serie de limitaciones metodológicas como la no inclusión de todas las acciones del fondo en los cálculos realizados o la falta de exactitud en la identificación de la distribución muestral, solventada mediante un ajuste t-Student. Estas restricciones hacen que los resultados extraídos en la Sección V no puedan extrapolarse literalmente a la cartera

comercializada, pero contarán con total validez académica. En futuros trabajos, este último inconveniente puede ser resueltos a través de la aplicación de cópulas y modelos mezclados en el cálculo del VaR y el ETL.

## VII. REFERENCIAS

Acerbi, C. & Tasche D. 2002. Expected shortfall: A natural coherent alternative to value at risk. *Economic Notes*, vol. 31, pp. 379-388.

Alexander, C. 2008. *Market risk analysis: Value at risk models*. Chichester: John Wiley & Sons.

Artzner, P. 1998. Coherent risk measures. *Mathematical Finance*, vol. 9, pp. 203-228.

Bachelier, N. 1900. Théorie de la Speculation (Thesis). *Annales Scientifiques de l'École Normale Supérieure*, vol. 3, pp. 21-86.

Bank for International Settlements (BIS). 2016. *Basel Committee on Banking Supervision: Minimum capital requirements for market risk*. ISBN: 978-92-9197-399-6.

Bao Y. et al 2006. Evaluating predictive performance of value at risk models in emerging markets: a reality check. *Journal of Forecasting*, vol. 25, pp. 101-128.

Boudoukh, J. Et al. 1998. The best of both worlds: A hybrid approach to calculating value at risk. *Risk*, vol. 11, pp. 64-67.

Chen, J. 2014. Measuring market risk under the Basel accords: VaR, stressed VaR and expected shortfall. *The IEB International Journal of Finance*, vol. 8, pp. 184-201.

Coleman R. 2010. A VaR too far? The pricing of operational risk. *Journal of Financial Transformation*, vol. 28, pp. 123-129.

Engle, R. 2004. Risk and volatility: Econometric models and financial practice. *American Economic Review*, vol. 94, pp. 405-420.

Engle R. & Manganelli S. 2001. Value at risk models in finance. *European Central Bank working paper*, nº75.

Engle, R. & Victor, K. 1993. Measuring and testing the impact of news on volatility. *The Journal of Finance*, vol. 48, pp. 1749-1778.

Fama, E. 1965. The behavior of stock market prices. *The Journal of Business*, vol. 38, pp. 34-105.

Feria, J. 2005. El riesgo de mercado: Su medición y control. Madrid: Delta Publicaciones Universitarias.

French, K. Et al. 1987. Expected stock returns and volatility. *Journal of Financial Economics*, vol. 19, pp. 3-29.

- Giménez, P. 1992. Distribución de los rendimientos de las acciones. *Estadística Española*, vol. 34, pp. 431-453.
- Hull J. & White A. 1998. Incorporating volatility updating into the historical simulation method for value at risk. *Journal of risk*, vol.1, pp. 5-19.
- Jorion, P. 1997. In defense of Value at risk. *Derivates strategy*, vol. 2, pp. 20-23.
- Linsmeier, T. & Pearson, N. 2000. Value at risk. *Financial Analysts Journal*, vol. 56, pp. 47-67.
- Mandelbort, B. 1963. The variation of certain speculative prices. *The Journal of Business*, vol. 36, pp. 394-419.
- Markowitz, H. 1952. Portfolio Selection. *Journal of Finance*, vol. 7, pp. 77-91.
- Osborne, F. 1959. Brownian motion in the stock market. *Operations Research*, pp. 145-173.
- Royston, P. 1982. An extension of Shapiro and Wilk's W test for normality to large samples. *Journal of the Royal Statistical Society*, vol. 31, pp. 115-124.
- Rubinstein, M. 2002. Markowitz's "Portfolio selection": A fifty-year retrospective. *The Journal of Finance*, vol. 58, pp. 1041-1045.
- Ruppert, D. 2011. *Statics and Data Analysis for Financial Engineering*. 2th ed., New York: Springer.
- Stupariu, P. Et al. 2015. Modelos value at risk para calcular el capital mínimo regulatorio por riesgo de mercado. *Papeles de Europa*, vol. 28, pp. 27-59.
- Taleb, N. 1997. Against Value at risk. *Derivates strategy*, vol. 2, pp. 21-26.
- Taleb, N. 2010. Why did the crisis of 2008 happen? Draft, 3th version.
- Yap, B. & Sim, C. 2011. Comparisons of various types of normality tests. *Journal of Statistical Computation and Simulation*, vol. 81, pp. 2141-2155.

## VIII. ANEXOS

*Anexo I: Tabla descriptiva de las clases de IF por niveles de riesgo.*

Clases	Descripción
Clase A	<ul style="list-style-type: none"> <li>Instrumentos financieros en euros con compromiso de devolución del capital en un plazo igual o inferior a 3 años. El emisor dispone de un rating como mínimo equivalente al del Reino de España.</li> </ul>
Clase B	<ul style="list-style-type: none"> <li>Instrumentos financieros de la clase A con plazo hasta 10 años inclusive y un rating mínimo de investment grade.</li> <li>Instrumentos financieros de la clase A en divisa con plazo igual o inferior a 3 años y un rating mínimo de investment grade.</li> </ul>
Clase C	<ul style="list-style-type: none"> <li>Instrumentos financieros en euros con compromiso de devolución del capital de emisores con un plazo superior a 10 años. El rating mínimo es investment grade.</li> <li>Instrumentos financieros en euros con un compromiso de devolución del capital igual o superior al 90% en un plazo igual o inferior a 3 años. El emisor cuenta con un rating mínimo de investment grade.</li> <li>Instrumentos financieros con compromiso de devolución del capital en divisa con plazo superior a 3 años. El emisor cuenta con un rating mínimo de investment grade.</li> </ul>
Clase D	<ul style="list-style-type: none"> <li>Resto de instrumentos excepto los de la clase E.</li> </ul>
Clase E	<ul style="list-style-type: none"> <li>Derivados.</li> </ul>

*Fuente: Sistema de Clasificación de Activos Financieros, CNMV.*