ESTIMACIÓN DEL RIESGO DE PÉRDIDA EN UNA CARTERA DE ACCIONES EN EL MERCADO CONTINUO

Trabajo de Fin de Grado

Alumno: Román Galiano Carreño
NIUB: 16441364
Tutora: Isabel Serra Mochales
Administración y Dirección de Empresas

Facultat d'Economia i Empresa
Universitat de Barcelona

BARCELONA, 16 DE JUNIO DE 2017

RESUMEN

Identificar, cuantificar y minimizar el riesgo de pérdida sujeto a un proyecto de inversión constituye un objetivo común en el mercado bursátil. Disponer de medidas homogéneas que cuantifiquen el riesgo resulta indispensable para la toma de decisiones en la gestión de dichas inversiones.

El presente trabajo tiene por objetivo la medición y cuantificación del riesgo de pérdida en una cartera de acciones. Asimismo, se realiza una revisión de la literatura sobre las técnicas y herramientas utilizadas para medir el riesgo financiero, así como se estudian en detalle ciertas distribuciones de probabilidad que suelen asumirse para medir el riesgo.

Para lograr este objetivo, se utiliza el método del valor en riesgo (*Value at Risk,* en inglés) utilizando dos aproximaciones. La primera, de forma no paramétrica utilizando la distribución empírica de pérdidas y beneficios de los datos históricos, y la segunda, de forma paramétrica, suponiendo por un lado una distribución normal y por otro una t-student. Por último, se detallan las diferencias entre las distintas estrategias y sus consecuencias.

PALABRAS CLAVE: Riesgo, mercado continuo, rentabilidades, distribución de probabilidad, valor en riesgo, normal, t-student.

ABSTRACT

Identifying, quantifying and minimizing the risk of loss subject to an investment project is a common goal in the stock market. Having homogeneous measures that quantify risk is essential for decision-making in the management of such investments.

The objective of this paper is to measure and quantify the risk of loss in a portfolio of financial assets. Also, a review of the literature on the techniques and tools used to measure financial risk is done, as well as the different probability distributions that are usually assumed for stock returns.

To achieve this goal, the Value at Risk method is implemented using two approaches. The first, non-parametrically using the empirical profit and loss distribution of historical data, and the second, parametrically, assuming on the one hand a normal distribution and on the other a t-student. Finally, the differences between the different approaches and their consequences are detailed.

KEYWORDS: Risk, financial market, stock returns, cumulative distribution, value at risk, normal, t-student.

ÍNDICE GENERAL

SECCIÓN I. INTRODUCCIÓN......6

SECCIÓN II. REVISIÓN DE LA LITERATURA......8

2.1. CONSIDERACIONES PREVIAS......8

2.1.1. Midiendo el riesgo......8

2.1.2. Precios y Rentabilidades......8

2.1.3. Tres hechos característicos de las rentabilidades......9

2.2. HERRAMIENTAS PARA EL TRABAJO EMPÍRICO......10

2.2.1. Cómo medir el riesgo......10

2.2.1.1. Volatilidad......11

2.2.1.2. Valor en Riesgo (VaR)......11

2.2.1.3. Pérdida esperada o Expected Shortfall......13

2.2.3. ESTUDIO DE SUCESOS......13

2.2.4. LEY POTENCIAL EN ECONOMÍA Y FINANZAS......14

2.2.5. INTRODUCCIÓN A LA TEORÍA DEL VALOR EXTREMO (EVT)......15

2.2.5.1. El método POT......15

2.2.5.2. Tipos de colas para las rentabilidades financieras......16

SECCIÓN III. DATOS......17

3.1. ANÁLISIS DESCRIPTIVO DE LOS VALORES......18

3.1.1. International Airlines Group (IAG)......19

3.1.2. Sacyr S.A.......20

3.1.3. Grupo ACS......21

3.1.4. Distribuidora Internacional de Alimentación (DIA)......22

3.1.5. Ferrovial......23

3.1.6. Técnicas Reunidas......24

3.1.7. ArcelorMittal......25

3.1.8. Acerinox......26

3.1.9. Bankia......27

3.1.10. Indra......28

3.2. ANÁLISIS DESCRIPTIVO LA CARTERA......29

SECCIÓN IV. METODOLOGÍA......31

4.1. ELECCIÓN DE LOS VALORES Y FORMACIÓN DE LA CARTERA......32

4.2. ANÁLISIS DESCRIPTIVO DE LOS VALORES......34

4.2.1. Análisis de las observaciones atípicas......34

4.3. ANÁLISIS DE LA DISTRIBUCIÓN DE LA CARTERA......35

4.4. VALOR EN RIESGO......36

4.5. PÉRDIDA ESPERADA O *EXPECTED SHORTFALL*......37

4.6. ESTIMACIÓN DEL PESO DE LA COLA......38

SECCION V. RESULTADOS......39

5.1. ANÁLISIS DE LA DISTRIBUCIÓN DE LA CARTERA......39

5.2. ANÁLISIS DEL VALOR EN RIESGO......41

5.3. ANÁLISIS DE LA PÉRDIDA ESPERADA O EXPECTED SHORTFALL......42

5.4. ESTIMACIÓN DEL PESO DE LA COLA......42

5.5. VAR USANDO LA TEORÍA DEL VALOR EXTREMO (EVT)......44

SECCIÓN VI. CONCLUSIONES......45

SECCIÓN VII. BIBLIOGRAFÍA Y REFERENCIAS......47

SECCIÓN VIII. ANEXOS......49

8.1. REVISIÓN DE OBSERVACIONES ATÍPICAS PARA TODOS LOS VALORES.......49

....49
8.2. EXTRACTOS DE LOS ROTATIVOS ELECTRÓNICOS CON LAS RECOMENDACIONES DE COMPRA............................50
8.2.1. IAG *50*
8.2.2. SACYR...*50*
8.2.3. ACS..*50*
8.2.4. DIA *50*
8.2.5. FERROVIAL *51*
8.2.6. TÉCNICAS REUNIDAS...*51*
8.2.7. ARCELORMITTAL..*51*
8.2.8. ACERINOX *51*
8.2.9. BANKIA...*52*
8.2.10. INDRA *52*
8.3. CONTRASTES DE NORMALIDAD DE LA CARTERA, CÁLCULO DEL EXPECTED SHORTFALL Y VALORES DEL ESTIMADOR DE HILL EN LA COLA DE LA DISTRIBUCIÓN...52

SECCIÓN I. INTRODUCCIÓN.

El presente trabajo tiene por objetivo la medición y cuantificación del riesgo de pérdida en una cartera de acciones. Tal y como se puede inferir del título del trabajo, así como de la exposición anterior, el riesgo objeto de estudio será desde un punto de vista financiero. No obstante, antes de hablar directamente del riesgo financiero y su relevancia, conviene contextualizar dónde se enmarca su estudio: los mercados financieros.

Un mercado financiero es el lugar, mecanismo o sistema electrónico donde se negocian activos, productos e instrumentos financieros; se ponen en contacto los demandantes y los oferentes del activo, fijándose un precio por el mismo originado por la confluencia entre la oferta y la demanda. Estos mercados están expuestos a variaciones fruto de dos fuentes: por un lado; sus participantes directos y, por otro lado, factores externos que no son predecibles ni controlables en su totalidad.

Puesto que existen factores impredecibles, la incertidumbre es determinante en gran parte de las operaciones que tienen lugar en los mercados financieros. Esta incertidumbre es sinónimo del riesgo que aquí se pretende cuantificar. Una posible definición de riesgo financiero es la probabilidad de ocurrencia de un evento adverso y sus inherentes consecuencias negativas. En otras palabras, la posibilidad de que los beneficios obtenidos sean menores a los esperados o de que no haya un retorno en absoluto.

El riesgo financiero engloba la posibilidad de que ocurra cualquier evento que derive en consecuencias financieramente negativas. Dado que el riesgo está inevitablemente ligado a la incertidumbre que se tiene sobre eventos futuros, resulta imposible eliminarlo, sin embargo, existen metodologías capaces de identificarlo y de tratar de minimizarlo. La estadística y, específicamente la teoría de la probabilidad, nos brindan las principales herramientas y los mecanismos necesarios para el análisis del riesgo financiero.

Para la consecución del principal objetivo del trabajo, esto es, la estimación del riesgo de pérdida, se ha creado una cartera de valores de renta variable que cotizan en el Mercado Continuo. En concreto, se trata de acciones cotizadas en el IBEX 35, el principal índice bursátil de referencia de la bolsa española elaborado por Bolsas y Mercados Españoles (BME).

A partir de las recomendaciones de compra formalizadas por los expertos recogidas en tres rotativos electrónicos[1], se ha creado una cartera de diez valores compuesta por acciones de firmas pertenecientes a sectores muy dispares. Desde las constructoras Sacyr, Ferrovial, Técnicas Reunidas o ACS, pasando por las siderúrgicas Acerinox y ArcelorMittal, hasta compañías como la distribuidora de alimentación DIA, la consultora Indra o Bankia.

Con todo, se pretende dar información a las siguientes hipótesis y cuestiones: ¿Qué distribución de probabilidad presentan las rentabilidades de la cartera? ¿Es factible pensar que se ajustan a una distribución normal como postulaba el origen de la teoría financiera? En caso de que no sea así, ¿podemos encontrar otra distribución que se adapte mejor a nuestros datos?

[1] El país, el confidencial y el diario expansión.

Una vez se hayan encontrado respuestas a las preguntas anteriormente planteadas, el estudio se centra en lograr su objetivo principal: cuantificar el riesgo de pérdida que se desprende del conjunto de datos. Lo que se pretende, por tanto, es encontrar un umbral a partir del cual sea posible caracterizar las pérdidas. Para lograrlo, se utiliza el concepto de Valor en Riesgo, es decir, un determinado percentil de la distribución de probabilidad de la rentabilidad esperada de la cartera en un horizonte temporal previamente estipulado.

Para responder las cuestiones planteadas anteriormente, utilizando la línea argumental propuesta por la tutora del trabajo, se ha utilizado un amplio material de soporte; principalmente, un manual de gestión de riesgo y de estudios financieros empíricos (Danielsson, J), publicaciones y páginas web especializadas en la materia (quedan detalladas en la bibliografía), trabajos y estudios realizados por expertos con anterioridad sobre el tema.

La estructura del trabajo es la que sigue: divido en ocho secciones; al margen de esta primera dedicada a la introducción, se hace una revisión de la literatura sobre los diversos temas que se tratan en el estudio, sirviendo como base teórica y fundamento de las explicaciones y herramientas que se han utilizado.

Seguidamente, se presentan y caracterizan el conjunto de datos utilizados, para pasar a una cuarta sección dedicada a la metodología, donde se comenta en detalle todos los procedimientos y cálculos utilizados para obtener los resultados. La quinta sección está dedicada a los resultados obtenidos como respuesta a los objetivos e hipótesis del trabajo, la cual sirve para entender las afirmaciones y conclusiones del estudio que se describen en la sexta sección. Por último, la séptima y octava sección están dedicadas a la bibliografía y anexos, respectivamente.

Profundizando en la estructura del trabajo, se desprende lo siguiente: En una primera fase del estudio, utilizando las cotizaciones históricas ya transformadas en rentabilidades, se realiza un análisis descriptivo de los valores, haciendo uso de las principales herramientas de estadística descriptiva que proporciona el software informático Excel, con el propósito de analizar su comportamiento, propiedades básicas y evolución de los valores obtenidos. Con el mismo fin y por el mismo procedimiento, se analizan los resultados obtenidos de las principales medidas de posición central y dispersión de la cartera, de manera que se obtenga una idea global de las características de su distribución de probabilidad.

Una vez se han resumido las propiedades básicas las rentabilidades, se procede a caracterizar la distribución de probabilidad. Inicialmente, siguiendo la teoría financiera, suele presuponerse que las rentabilidades tienen todas la misma distribución de probabilidad –una distribución Normal– y que son independientes entre sí. Este es el caso más sencillo de proceso estocástico, y constituye un proceso *ruido blanco*.

En la quinta y sexta sección del trabajo se analiza en detalle la hipótesis de normalidad, obteniéndose evidencia en su contra y se propone una distribución de probabilidad alternativa. Tras esto, se utiliza el Valor en riesgo para describir las pérdidas máximas que pueden esperarse de la cartera. Finalmente, se comentan y detallan las conclusiones que han podido extraerse con los resultados obtenidos del estudio.

SECCIÓN II. REVISIÓN DE LA LITERATURA

Uno de los propósitos de esta sección es recopilar los diversos conceptos, definiciones, teorías y técnicas de los que se hacen uso en un trabajo empírico en finanzas. La importancia de esta sección radica en la necesidad de disponer de una herramienta básica para avanzar en la práctica. De este modo, complementando a la metodología (Sección. IV) constituye el marco teórico sobre el que se construye el estudio de la cartera.

2.1. Consideraciones previas

2.1.1. Midiendo el riesgo

La estimación del riesgo inherente a un activo financiero constituye uno de los principales retos a los que se enfrenta la economía financiera. El nivel de riesgo, junto con la rentabilidad esperada y la liquidez, son las características de un activo que determinarán la decisión de inversión por parte de los agentes.

El primer aspecto a considerar es que existen diferentes tipos de riesgo. De ello se desprende que resulte necesario adaptar las medidas necesarias para identificarlos y mitigarlos. En el caso del mercado continuo, el riesgo total de un activo cotizado puede dividirse en un componente de riesgo sistemático o no diversificable, y otro de riesgo específico. Por ejemplo, las acciones de la Bolsa de Madrid que aquí se utilizan, tienen un componente derivado del propio mercado, representado por el índice y, a su vez, poseen un riesgo propio y único. Además del riesgo de mercado, existen otros riesgos, como es el riesgo de liquidez, en función de las dificultades para deshacernos del activo; el riesgo-precio, debido a la incertidumbre acerca del valor de la empresa, entre otros. Asimismo, un determinado inversor puede estar interesado en conocer el umbral máximo de pérdidas que puede esperar en un horizonte temporal, dado un nivel de confianza. Así pues, para una correcta gestión de carteras, conviene reflexionar acerca de qué se pretende medir y qué procedimientos deben utilizarse para la estimación del riesgo.

2.1.2. Precios y Rentabilidades

El precio de una acción suele denotarse como P_t , donde *t* suele referirse a días, pero puede indicar cualquier frecuencia de tiempo (días, semanas, años). Sin embargo, normalmente estamos más interesados en la rentabilidad[2] o retorno que obtenemos de una inversión, no en el precio *per se.*

Las rentabilidades también poseen propiedades estadísticas más atractivas que los precios, como la estacionariedad y la ergodicidad. Existen dos tipos de rentabilidades: simples y continuas. Por simplicidad, se ignora el componente del dividendo, aunque los datos utilizados están corregidos por dividendos y Splits.

Definición 1.1. Rentabilidad Simple (Neta). *La rentabilidad simple es el cambio relativo en el precio expresado como porcentaje e indicado por* R_t*:*

$$R_t = \frac{P_t - P_{t-1}}{P_{t-1}}$$

[2] El cambio relativo en el precio de un activo financiero para un intervalo de tiempo determinado, normalmente se expresa como porcentaje.

Una medida alternativa a las rentabilidades simples o aritméticas para la medición de los retornos, es calcular las rentabilidades continuas o logarítmicas:

Definición 1.2. Rentabilidad Continua. *La rentabilidad continua es el logaritmo de la rentabilidad bruta* $(1 + R_t)$*, indicado por* Y_t*:*

$$Y_t = \log(1 + R_t) = \log\left(\frac{P_t}{P_{t-1}}\right) = \log P_t - \log P_{t-1}$$

Deben considerarse ambas definiciones de rentabilidades ya que, aunque las rentabilidades simples suelen ser el principal interés de los inversores, existen razones por las que las rentabilidades continuas son preferibles: la ventaja clave es que son simétricas, mientras que las rentabilidades simples no lo son.

Esto quiere decir que una inversión de 100€ que produce un retorno del 50% para un periodo, seguida de un retorno de -50% para el siguiente, resulta en 75€; mientras que una inversión de 100€ que produce una rentabilidad continua de 50%, seguida de otra rentabilidad continua de -50%, la inversión seguirá en 100€.

2.1.3. Tres hechos característicos de las rentabilidades

El modelo básico en finanzas está basado en la hipótesis de que las rentabilidades de los activos son independientes e idénticamente distribuidas (i.i.d). Siguiendo a J. Danielsson (2011), existen numerosos estudios sobre las propiedades que poseen las rentabilidades financieras, mediante los cuales se ha demostrado que existen tres propiedades estadísticas que están presentes en muchas, si no en todas ellas. Estas características se conocen por su terminología anglosajona como *three stylized facts of financial returns: Volatility clusters, fat tails and nonlinear dependence.*

La primera propiedad, *Volatility clusters* o agrupaciones de volatilidad, hace referencia a que las magnitudes que alcanza la volatilidad de los retornos financieros tienden a agruparse, de manera que frecuentemente se observan muchos días de elevada volatilidad seguidos de días de baja volatilidad. Una manera de explorar las posibilidades de predicción es la función de autocorrelación, la cual mide cómo de correlacionada está la rentabilidad de un día con rentabilidades de periodos anteriores. Si tales correlaciones son estadísticamente significativas, existe evidencia para poder predecirlas. Asimismo, se puede contrastar la significación conjunta de los coeficientes de correlación para determinados retrasos usando el test de Ljung-Box (LB) o bien el test de Engle LM para comprobar si existen *volatility clusters.*

La segunda propiedad, *fat tails* o colas pesadas, remarca el hecho de que las rentabilidades, de vez en cuando, toman valores extremadamente elevados tanto de signos positivos como negativos, que son poco probables de observar, pero que presentan evidencia empírica frente a la común suposición de que están normalmente distribuidos. En la metodología se profundiza en cómo comprobar si la distribución de una variable aleatoria presenta colas pesadas.

Por último, *nonlinear dependence* o dependencias no lineales, se refiere a la relación recíproca entre dos o más rentabilidades. Por ejemplo, muchas veces, los precios de los activos se mueven de manera independiente entre unos y otros, pero en tiempos de crisis todos caen a la vez.

En la práctica, estos eventos extremos tienen más probabilidad de ocurrencia que los que pueden predecir los modelos normales y las dependencias lineales. Una manera de comprobar la presencia de dependencias no lineales es usando la propuesta de Longin y Solnik (2001) y Ang y Chen (2002), que bautizaron como *exceedance correlations.*

Analizando las correlaciones y utilizando los gráficos que proporciona la citada herramienta, podemos identificar la naturaleza de estas dependencias no lineales; sin embargo, no ayudan a modelarlas. Para ello, habría que recurrir a los modelos de volatilidad multivariables o al trabajo con copulas, las cuales permiten crear distribuciones multivariable con diferentes tipos de dependencias y transformarlas a la distribución uniforme.

2.2. Herramientas para el trabajo empírico

El objetivo de este apartado es introducir las definiciones teóricas de las herramientas más comunes para medir el riesgo: volatilidad, valor en riesgo (VaR) y la pérdida esperada o *expected shortfall* (ES) –también conocido como *conditional value-at-risk (CVaR), average value-at-risk (AVaR), tail VaR o expected tail loss.*

Asimismo, se hace mención a cómo abordar el estudio de eventos o sucesos que puedan afectar de manera atípica a las rentabilidades.

Finalmente, se exponen las características de una ley potencial, así como se realiza una breve introducción a la teoría del valor extremo y su metodología para estimar las distribuciones de probabilidad en las colas de una distribución empírica.

2.2.1. Cómo medir el riesgo

El primer aspecto que se hace necesario abordar y, a su vez, el que presenta una tarde más ardua, es identificar la distribución de probabilidad subyacente de los precios de los activos y sus rentabilidades, que por lo general suele ser desconocida.

Uno puede intentar identificar la distribución mediante métodos de máxima verosimilitud, o contraponer distribuciones usando métodos como el Kolmogorov-Smirnov test, pero en general dichos métodos no suelen ser muy robustos. Prácticamente resulta imposible identificar las distribuciones de los retornos con exactitud.

Así las cosas, predecir el riesgo se hace mucho más complicado, precisamente por el hecho de que el riesgo no puede ser medido directamente, sino que ha de ser inferido del comportamiento observado en los precios del mercado. En otras palabras, no podemos medir el riesgo de la misma manera que se pueden medir las temperaturas con un termómetro: el riesgo es una variable latente.

Esto último se hace evidente al cierre del mercado; cuando el precio y el retorno es conocido mientras que el riesgo no lo es. Como máximo podemos intuir que el riesgo es elevado si los precios han fluctuado considerablemente a lo largo del día. Por lo tanto, para medir el riesgo se necesita hacer uso de modelos estadísticos, lo que inevitablemente conlleva asumir algunas hipótesis. Además, aunque supiéramos la distribución de las rentabilidades; en la medida en que cada activo de nuestra cartera tuviera una distribución diferente, no podríamos comprar los riesgos directamente.

Es en este punto que se hace necesario disponer de herramientas para poder comprar el riesgo homogéneamente entre activos: usando medidas del riesgo. Todas ellas tienen en común que arrojan un número que es comparable entre activos. El objetivo de estas medidas del riesgo es ayudar en la toma de decisiones. En consecuencia, la mejor manera de evaluar estas medidas es descubrir su eficacia en la práctica, midiendo la bondad de su ajuste.

2.2.1.1. Volatilidad

La volatilidad, o desviación estándar de las rentabilidades, es la principal medida de riesgo en muchos análisis financieros. No obstante, resulta una medida válida únicamente cuando las rentabilidades están normalmente distribuidas.

Existe un motivo: la media y la varianza captan todas las propiedades estadísticas de la distribución normal. Sin embargo, tal y como se comenta en otros epígrafes, la hipótesis de que las rentabilidades de activos financieros siguen distribuciones gaussianas, es rechazada prácticamente en la totalidad de los casos.

2.2.1.2. Valor en Riesgo (VaR)

La herramienta más utilizada después de la volatilidad es el Valor en Riesgo –*Value-at-Risk* (VaR), más conocido por su término en inglés–. Consiste en un único valor que resume el riesgo, no requiere necesariamente asumir distribución de probabilidad y mide las pérdidas a consecuencia de los movimientos observados en el mercado.

Este método fue desarrollado por matemáticos y estadísticos de JP Morgan a principios de los 90, y fue adaptado rápidamente por el resto de firmas financieras gracias al gran éxito inicial y su simplicidad.

> **Definición 1.3. Valor en Riesgo (VaR).** *Indica la pérdida que puede experimentar una activo o cartera, de tal manera que exista una probabilidad (p) de pérdidas iguales o superiores al VaR en un periodo de negociación determinado y una probabilidad de (1-p) de pérdidas inferiores al VaR.*

Aunque el VaR tiene algunas carencias que comentaré más adelante, se ha mantenido como una medida del riesgo recurrente en la industria financiera. Si se tienen en cuenta sus propiedades teóricas, métodos de aplicación y sencillez para comprar la bondad de su ajuste (*baktesting*), el motivo se hace evidente. Los niveles de probabilidad más utilizados son el 1% o el 5%, pero pueden usarse números superiores o inferiores. Suele escribirse como VaR (*p*) o $\text{VaR}^{100\text{x}p\%}$– por ejemplo, VaR (0.05) o $\text{VaR}^{5\%}$.

En esencia, el VaR es un cuantil de la distribución de pérdidas y beneficios (P/B) de la cartera. Si indicamos mediante Q la variable aleatoria que sigue la distribución de pérdidas y beneficios, y mediante q una determinada observación; podemos deducir el VaR como: $Q = P_t - P_{t-1}$ para un determinado activo. Generalizando, si el valor de la cartera es ϑ, entonces: $Q = \vartheta\, Y$, esto es, la distribución de (P/B) es el valor de la cartera multiplicado por las rentabilidades. Si la densidad de (P/B) es $f_q(\cdot)$, el VaR es:

$$\Pr[Q \leq -VaR\,(p)] = p \qquad (1)$$

o bien

$$p = \int_{-\infty}^{-VaR(p)} f_q(x)\,\mathrm{dx} \qquad (2)$$

Se utiliza un signo negativo porque el VaR es un número positivo y estamos hablando de pérdidas, es decir, la probabilidad de que las pérdidas sean mayores (más negativas) que el VaR en negativo. Por ejemplo, sea una cartera con un valor de €1 billón y el $VaR^{1\%}$ diario = €10 millones. Quiere decir que esperamos perder €10 millones o más una vez cada 100 días, o lo que es lo mismo, una vez cada cinco meses.

A continuación, detallaré tres aspectos a tener en cuenta cuando se hace uso del VaR:
El VaR es únicamente un cuantil de la distribución de Pérdidas y Beneficios.
No es una medida coherente del riesgo.
Es fácilmente manipulable.

Definición 1.4. Medidas del riesgo coherentes. *Considérese el valor de dos variables aleatorias: X e Y. Denotamos una medida del riesgo como $\varphi(\cdot)$, pudiendo ésta ser la volatilidad, el VaR o cualquier otra. Una función $\varphi(\cdot)$: X, Y $\longrightarrow \mathbb{R}$ es considerada medida del riesgo coherente si satisface para X e Y:*

1. ***Monotonicidad:*** *Si la cartera X nunca excede el valor de la cartera Y, es decir, es siempre menor y por tanto sus pérdidas serán iguales o superiores; el riesgo de Y nunca deberá exceder el riesgo de X.*
$$X \leq Y \rightarrow \varphi(X) \geq \varphi(Y)$$

2. ***Subaditividad:*** *El riesgo de las carteras X e Y nunca puede ser superior a la suma de los riesgos individuales, a consecuencia del principio de diversificación.*
$$\varphi(X+Y) \leq \varphi(Y) + \varphi(X)$$

3. ***Homogeneidad positiva:*** *Por ejemplo, si el valor de la cartera se dobla (c=2) también lo hace el riesgo.*
$$X, C > 0 \rightarrow \varphi(cX) = c\varphi(X)$$

4. ***Invariante por traslación:*** *Añadiendo c a la cartera, es como añadir efectivo, lo que actúa como seguro, de manera que el riesgo de X+c es menor que el riesgo de X en la magnitud (efectivo) de c.*
$$\varphi(X+c) = \varphi(Y) - c$$

El valor en riesgo es la pérdida mínima que una cartera puede sufrir potencialmente frente a un escenario adverso. Dicho de otra manera, muestra el mejor de los peores escenarios posibles, y como tal, infravalora el potencial de pérdidas por debajo del nivel de probabilidad (*p)* escogido.

Artzner, Delbaen y otros (1999) estudiaron las propiedades que debían tener las medidas del riesgo para poder ser consideradas sensatas y útiles para medir el riesgo; identificaron cuatro axiomas que toda medida bautizada como *coherente* debería poseer.

De los cuatro axiomas mencionados– definición 1.4. –, el más significativo que el VaR no suele cumplir, es la propiedad de subaditividad. Únicamente es subaditivo bajo la distribución normal, donde éste es proporcional a la volatilidad que sí es subaditiva.

La última debilidad que presenta el VaR es la facilidad con la que éste puede ser manipulado. Dado que es únicamente un cuantil de la distribución de pérdidas y beneficios, una institución financiera puede reducirlo, minorando su posición en activos considerados de riesgo o puede ser minorado usando estrategias financieras involucrando opciones. Un ejemplo de cómo esto puede llevarse a cabo, lo recoge el trabajo de Daníelsson (2002) quien demuestra como el uso de opciones *put* puede lograr cualquier VaR que se desee.

2.2.1.3. Pérdida esperada o Expected Shortfall

Para contrarrestar el problema de la falta de subaditividad que presenta el VaR y disponer de más información acerca de la forma que presenta la cola, se han propuesto medidas complementarias o alternativas del riesgo.

Dichas medidas normalmente resumen la cola de la distribución bajo una única medida de riesgo. La medida más común que logra esto, es la pérdida esperada o expected shortfall (ES), también conocida como tail VaR, entre otros. Artzner y cía. (1999) demostraron que el ES posee la propiedad de subaditividad. El Expected Shortfall, pretender contestar la siguiente pregunta: ¿Cuál es la pérdida esperada cuando las pérdidas superan el VaR?

Es decir, es la pérdida esperada para una cartera en un horizonte temporal determinado, una vez superado el VaR calculado al nivel de confianza escogido.

Asumiendo que la función de distribución de la cartera es continua, la respuesta a la anterior pregunta puede responderse mediante el cálculo del valor esperado de pérdida, condicionado al cuantil para el que se ha asociado la probabilidad p usada en el cálculo del VaR. El hecho de tomar valores esperados condicionados, demuestra que el ES tiene en cuenta la forma de la cola de la distribución, mientras que el VaR falla en este propósito.

Definición 1.5. Pérdida esperada (*Expected Shortfall*). *La pérdida que se puede esperar condicionada a que se haya violado el VaR:*

$$\mathrm{ES} = -E[Q|Q \leq -VaR\ (p)]$$

2.2.3. Estudio de sucesos

La metodología de los estudios de sucesos o acontecimientos o *Event Studies* es ampliamente utilizada en las disciplinas empresariales. Tiene su origen en un trabajo de 1969 de los economistas Fama, Fisher, Jensen y Roll; quienes crearon la metodología que se utiliza hasta hoy.

Su objetivo es comprobar si se ha producido alguna rentabilidad anormal en algún activo financiero de la empresa (generalmente, acciones ordinarias) a consecuencia de una nueva información sobre un determinado evento (*efecto anuncio*). La idea básica es cuantificar cómo reacciona el mercado, por lo general en el corto plazo, ante anuncios o eventos que tienen alguna relación con la empresa: *splits, reportes financieros, fusiones y adquisiciones, etc.*

Las fases de un estudio de sucesos son las que siguen: lo primero, es definir el tipo de acontecimiento a analizar, seleccionar la muestra y determinar la fecha de anuncio y los periodos de estimación y evento.

A continuación, se estima la rentabilidad esperada o normal para cada activo financiero y día del periodo de evento. Si denominamos por R_{it}, $\mathrm{E}(R_{it})$ y AR_{it} a la rentabilidad real, la rentabilidad esperada conforme a un determinado modelo y la rentabilidad extraordinaria o anormal (*abnormal return*) del activo financiero *i* en el momento t, respectivamente, se puede estimar esta última como: $AR_{it} = R_{it} - E(R_{it})$.

Una vez estimados los rendimientos anormales, se procede a su agregación transversal y temporal, es decir, para cada anuncio aislado, se acumulan las rentabilidades anormales obtenidas en un determinado subperiodo, dentro del periodo de evento. Si K y L son los días cualesquiera del periodo de evento, siempre con referencia al momento del anuncio, $CAR_{i\,(K,L)}$(*Cumulative Abnormal Return)* será la rentabilidad extraordinaria acumulada del activo financiero *i* en dicho intervalo: $CAR_{i\,(K,L)} = \sum_{i=K}^{L} AR_t$ Tras estimar y agregar las rentabilidades extraordinarias, se contrasta su significación estadística mediante diferentes tests tanto paramétricos como no paramétricos.

2.2.4. Ley Potencial en economía y finanzas

Un gran número de eventos en economía y finanzas siguen una ley potencial (*Power Law,* en inglés). No obstante, hay muy pocas distribuciones empíricas que se ajusten a una ley potencial para todos sus valores, pero puede que una ley potencial se ajuste adecuadamente en la cola de la distribución.

Definición 1.7. Ley potencial:
Una ley potencial o ley de potencias es un tipo de relación matemática entre dos magnitudes X e Y del tipo:

$$y = ax^k$$

Donde a es un número real y k otro número real denominado exponente.
La ley potencial puede interpretarse como una línea recta en un gráfico doble-logarítmico, ya que la ecuación anterior se puede expresar de la forma:

$$\log(y) = k\log(x) + \log(a)$$

que es la ecuación de una línea recta;

$$y = mx + b$$

Siguiendo a Gopikrishnan, la distribución de las rentabilidades de títulos de renta variable (para un intervalo de un minuto hasta una semana) presentan colas distribuidas según una ley potencial, con exponentes alrededor de 3 (Gopikrishnan y otros, 1999).

Dado que en este estudio se pretende estudiar el riesgo de pérdida, y como tal, que el valor de la cartera caiga por debajo de un nivel particular, resulta interesante contemplar la función de distribución del tipo: $P(X > x) = L(x)x^{-k}$ con una función de densidad

$$f(x) = L(x)x^{-(k+1)}. \qquad (3)$$

Donde k>1, y $L(x)$ es una función de variación lenta, que puede ser cualquier función que satisfaga la expresión $\lim_{n\to\infty} \frac{L(rx)}{L(x)} = 1$ para cualquier factor *r* positivo.

En general, las distribuciones potenciales se representan en un gráfico doble-logarítmico, enfatizando en la cola derecha de la distribución. La mejor forma de llevar a cabo esta representación es utilizando la función de distribución acumulativa complementaria:

$$P(x) = P(X > x)$$

$$P(X > x) = C\int_x^{\infty} p(x)dx = \frac{k-1}{x_{min}^{-k+1}}\int_x^{\infty} X^{-}k\,dx = \left(\frac{x}{x_{min}}\right)^{-k+1} \qquad (4)$$

Existen diferentes maneras de estimar el valor del exponente *k,* sin embargo, no todas obtienen resultados insesgados y consistentes. Algunas de las técnicas más fiables se basan en la estimación por máxima verosimilitud. Otros métodos alternativos estiman el valor del exponente basándose en una regresión lineal en las probabilidades log-log o en la función de distribución log-log, aunque estos métodos normalmente suelen obtener estimadores sesgados del exponente.

El estimador máximo verosímil del exponente para un umbral determinado (x_{min}) presenta la siguiente forma:

$$\hat{k} = 1 + n\left[\sum_{i=1}^{n} \ln \frac{x_i}{x_{min}}\right]^{-1} \quad (5)$$

donde $\{x_i\}$ son las n observaciones $x_i \geq x_{min}$. Este estimador es equivalente al estimador de Hill que se utiliza en la teoría del valor extremo (EVT).

2.2.5. Introducción a la teoría del valor extremo (EVT)

La teoría del valor extremo (*Extreme value theory,* EVT, por sus siglas en inglés) ha cobrado importancia en el campo del estudio de los riesgos financieros, puesto que los inversores y analistas están interesados en estimar probabilidades en las colas y cuantiles de distribución de pérdidas, dado que los datos financieros presentan colas pesadas (*fat tails*).

La teoría del valor extremo postula que el valor más grande o más pequeño de un conjunto de datos tomados de la misma distribución original, tiende a una distribución asintótica que solo depende de la cola de la distribución original. En otras palabras, el EVT es el estudio de las colas de las distribuciones.

Existen dos clases de modelos para tratar valores extremos: máximo por bloques (*Block maxima*) y picos sobre el umbral (*Peaks over Threshold*– POT–, por sus siglas en inglés). El método POT, es la técnica más utilizada para analizar la cola de una función de distribución. Esta técnica trata de estimar el parámetro que determina el comportamiento de los valores extremos. Este parámetro es conocido como el índice de valor extremo (*extreme value index*), o bien como índice de la cola (*tail index*).

2.2.5.1. El método POT

El método POT es útil para grandes observaciones que exceden un umbral alto u. Este método es más útil que el máximo por bloques en aplicaciones prácticas, debido al uso más eficiente de los datos en valores extremos. Desde el punto de vista de un inversor, se está interesado en las pérdidas que exceden un umbral u. Este enfoque ha sido estudiado por Smith (1989), Davison y Smith (1990) y Leadbetter (1991), quienes muestran el uso práctico de POT en la teoría del valor extremo.

Dado un conjunto de datos $\mathrm{X}_1, \dots, \mathrm{X}_\mathrm{n}$ de una función de distribución desconocida denotada como F, existe un número aleatorio N_u de pérdidas que excederá el umbral u. Estos datos se denotan como $\widetilde{\mathrm{X}}_1, \dots, \widetilde{\mathrm{X}}_\mathrm{n}$. Para cada uno de estos excesos se calcula la cantidad $\mathrm{Y}_\mathrm{j} = \widetilde{\mathrm{X}}_\mathrm{j} - \mathrm{u}$ de las pérdidas en exceso.

Entonces se desea estimar los parámetros de una distribución de probabilidad determinada, ajustando esta distribución a los N_u de pérdidas en exceso, utilizando el método de estimación por máxima verosimilitud. La selección del umbral u, conlleva un *trade-off* entre sesgo y varianza en la estimación. Valores muy bajos del umbral generan sesgo en la estimación, mientras que valores muy altos del umbral generan alta varianza en la estimación.

Para la selección del umbral, Smith (1987) desarrolló herramientas estadísticas que tienen en cuenta el *trade-off* entre sesgo y varianza al estimar los parámetros. Otro método es el conocido enfoque de Hill que se describe a continuación.

Definición 1.6. Estimador de Hill:
Dados unos estadísticos ordenados
$$X_{1,n} \leq X_{2,n} \leq \cdots \leq X_{n,n}$$
el estimador de Hill toma la siguiente forma:
$$\hat{\xi}_{k,n}^{(H)} = \frac{1}{k} \sum_{j=1}^{k} \ln X_{n-j+1,n} - \ln X_{n-k,n}$$
para $k = 1, \dots n-1$

Donde $X_{n-k,n}$ puede ser visto como el umbral para el método POT. Los valores por encima del umbral se denotan como $X_{n-j+1,n}$ y *j* toma valores 1, …, k (k=1, …, n-1).

Por lo general, se usa el gráfico de Hill para estimar ξ, el cual es un gráfico que representa el estimador de Hill $\hat{\xi}_{k,n}^{(H)}$ contrapuesto a k, –donde el problema de escoger *k* es el mismo problema de escoger el umbral *u* para el método POT– y se escoge el parámetro estimado del índice de cola donde el gráfico es estable para algún valor de *k* no muy pequeño ni muy grande. Normalmente, suele observarse alta variabilidad en el gráfico para valores pequeños de *k*. Esto se debe a que hay muy pocas observaciones de datos extremos (pérdidas) y gran diferencia entre ellos. Si se escoge un valor grande de *k*, donde se muestran casi todos los datos, se puede observar sesgo en el gráfico de Hill.

2.2.5.2. Tipos de colas para las rentabilidades financieras

Las rentabilidades financieras pueden seguir una gran variedad de distribuciones de probabilidad, dificultando la comparación entre las diferentes medidas del riesgo.

Sin embargo, en muchas situaciones no necesitamos conocer toda la distribución de probabilidad de las rentabilidades, dado que la principal preocupación de un inversor suele ser incurrir en grandes pérdidas, las cuales se ubican en las colas de la distribución.

En ese caso, el principal resultado que se deriva de la EVT, independientemente de la forma que tome la distribución global, las colas de todas las distribuciones se ubican en tres categorías, asumiendo que la distribución del activo no varía en el tiempo. Por lo tanto, para medir el riesgo, únicamente necesitamos centrarnos en una de las siguientes categorías:

Weibull: Colas ligeras donde la distribución tiene un punto final finito.
Gumbel: Las colas declinan de manera exponencial. (p.ej., la distribución normal y log-normal).
Fréchet: Las colas declinan siguiendo una ley potencial; éstas son las conocidas como colas pesadas (*fat tails).* (p.ej., la distribución t-Student y la distribución de Pareto).

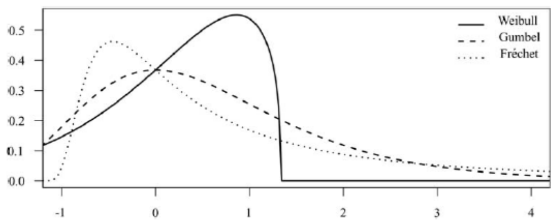

Gráfico 1: Distribuciones de valores extremos

En el gráfico se muestran las tres distribuciones. De los epígrafes anteriores sabemos que las rentabilidades en finanzas exhiben colas pesadas, en consecuencia, podemos centrar la atención en la distribución de Fréchet.

El parámetro clave en la teoría del valor extremo (EVT) es el índice de la cola y su estimación; como más pequeños sea, más pesadas serán las colas y viceversa. En el caso de la distribución t-Student, el índice de la cola corresponde con los grados de libertad.

SECCIÓN III. DATOS

En esta sección del trabajo se presentan los datos utilizados en el estudio y se ofrece un análisis descriptivo de los mismos. Tal y como se ha presentado en la introducción, y como se profundiza en la metodología (Sección IV) las empresas seleccionadas para crear la cartera han sido las siguientes: International Airlines Group (IAG), Sacyr, ACS, Distribuidora Internacional de Alimentación (DIA), Ferrovial, Técnicas Reunidas, ArcelorMittal, Acerinox, Bankia e Indra.

Para poder formalizar la construcción de la cartera, se ha accedido a la cotización histórica de los valores[3] que la componen utilizando los precios de cierre ajustados por *splits* y dividendos de dos años consecutivos, en concreto desde el 11 de Julio de 2014 hasta el 11 de Julio de 2016, de manera que se disponga de datos suficientes para poder realizar un análisis con fundamento y estadísticamente significativo.

Es preciso puntualizar en este momento, dada su relevancia para el conjunto del análisis, remarcar un evento acaecido el viernes 24 de junio de 2016 en el conjunto de los mercados financieros.

Tras la victoria del *Brexit* en el referéndum de Reino Unido, las bolsas europeas, la libra, el euro, el petróleo y la deuda sufrieron fuertes ventas, provocando así una bajada generalizada en el precio de cotización de los activos. Tal y como se publicaba en el rotativo Expansión:

> La Bolsa española ha sellado su mayor caída de la historia. El 12,35% que ha perdido hoy el Ibex, hasta los 7.787,70 puntos, ha superado con creces el desplome del 10 de octubre de 2008, cuando se hundió un 9,14% tras la quiebra de Lehman Brothers. El selectivo español salda la semana con un retroceso del 6,9% gracias a las subidas que experimentó de lunes a jueves y se sitúa en mínimos desde febrero. El Ibex, además, ha sucumbido a la avalancha de desinversiones justo en la última jornada antes de las elecciones generales del próximo domingo. Al clima de máxima tensión latente en los mercados por el Brexit se une la incertidumbre política interna que impide aún vaticinar la formación de un Gobierno.

En la sección anterior de este trabajo se hacía una pequeña alusión a cómo se puede estimar el impacto de estas y otras situaciones durante el trabajo empírico mediante el estudio de eventos.

A continuación, se detallan los principales estadísticos de la cartera y de cada valor, así como una pequeña descripción de la evolución del precio y sus rentabilidades, explicando si existen observaciones atípicas –*outliers*– y profundizándose cómo se han identificado en la metodología.

Asimismo, de forma breve, se describe la razón social de la compañía y el motivo por el cual eran objeto de recomendación por los expertos[4] queda remitido al anexo. Para facilitar la búsqueda y comprobación, se ha decidido incorporar al final del párrafo de recomendación en qué medio se ofrecía tal información. De este modo; si la información procedía del diario ElPaís se incluye [1], si procedía del Confidencial [2] y [3] para el rotativo económico Expansión.

[3] Cotización histórica obtenida en https://es.finance.yahoo.com

[4] Información extraída de los rotativos electrónicos de los que se sirvió el autor para tomar la decisión sobre qué firmas escoger.

3.1. Análisis descriptivo de los valores

Dado que una de las principales hipótesis del trabajo es comprobar si los datos obtenidos se ajustan a una distribución normal –la cual se caracteriza por coeficientes de asimetría nulo y curtosis tres– una primera aproximación para comprobar esta hipótesis, consiste precisamente en analizar para cada valor sus correspondientes coeficientes de asimetría y de exceso de curtosis.

Tal y como queda resumido en la Tabla 1, ninguno de los activos pose tales propiedades. En referencia a los coeficientes de curtosis; todos los valores, aunque en diferente medida en función del caso, presentan coeficientes de exceso de curtosis superiores a cero. Nos encontramos pues frente a distribuciones leptocúrticas, donde los datos están muy concentrados en la media formando una curva muy apuntada.

En cuanto a los coeficientes de asimetría; únicamente para los valores de IAG, ACS y Técnicas Reunidas los coeficientes son negativos, indicando que la distribución de los datos está sesgada a la derecha, esto es, los datos tienden a reunirse a la derecha de la media. Para el resto de valores, el coeficiente de asimetría es positivo, indicativo de que la distribución está sesgada a la izquierda, dejando patente que los datos tienden a concentrarse a la izquierda de la media.

El número de observaciones ausentes indica el total de variables que han sido suprimidas de la muestra por tener la consideración de valores atípicos u *outlier*. En los siguientes epígrafes se comenta individualmente el motivo de su supresión. En cualquier caso, tal y como se ha comentado con anterioridad, la observación del día 24 de junio de 2016 ha sido eliminada de toda la muestra.

	IAG	SACYR	ACS	DIA	FERROVIAL	TR	ARCELORMITTAL	ACERINOX	BANKIA	INDRA
Media	0,056%	-0,065%	0,003%	-0,001%	0,030%	-0,009%	-0,011%	0,001%	-0,043%	0,007%
Mediana	0,060%	-0,070%	0,005%	-0,020%	0,010%	0,000%	-0,050%	-0,010%	0,000%	-0,050%
Mínimo	-3,370%	-5,230%	-3,080%	-3,140%	-2,100%	-2,890%	-4,760%	-3,900%	-3,450%	-3,230%
Máximo	3,560%	5,440%	2,730%	2,860%	3,010%	2,360%	4,840%	5,470%	4,680%	7,610%
Desv. Típica	0,99%	1,26%	0,80%	0,85%	0,61%	0,81%	1,44%	1,06%	0,95%	1,05%
C.V.	17,785	19,487	273	1052	20,261	94,791	128,55	2040,1	22,288	156,67
Asimetría	-0,209	0,205	-0,123	0,028	0,084	-0,167	0,281	0,460	0,334	1,620
Exc. De Curtosis	0,563	1,698	0,999	1,052	1,805	0,941	0,938	2,077	2,168	9,062
Perc. 5%	-1,57%	-2,07%	-1,36%	-1,36%	-0,97%	-1,30%	-2,37%	-1,66%	-1,60%	-1,44%
Perc. 95%	1,61%	2,00%	1,33%	1,35%	0,98%	1,36%	2,55%	1,81%	1,39%	1,64%
Rango IQQ	1,25%	1,53%	0,91%	1,01%	0,74%	0,90%	1,52%	1,25%	1,06%	1,11%
Observaciones ausentes	2	2	1	1	2	2	2	1	1	3

Tabla 1: Resumen de los estadísticos de las Rentabilidades de todos los valores estudiados para el periodo 11-07-2014–11-07-2016

3.1.1. International Airlines Group (IAG)

International Airlines Group, es una compañía Holding española resultado de la fusión de Iberia LAE y British Airways. Esta sociedad suma una facturación conjunta superior a los 22.850 millones de euros y es el sexto grupo de aerolínea más grande del mundo por ingresos y el tercero en Europea, precedida por Air France-KLM y Lufthansa.

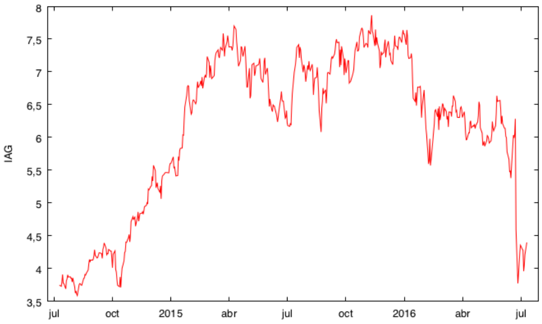

Gráfico 2: Evolución del precio de la acción de IAG

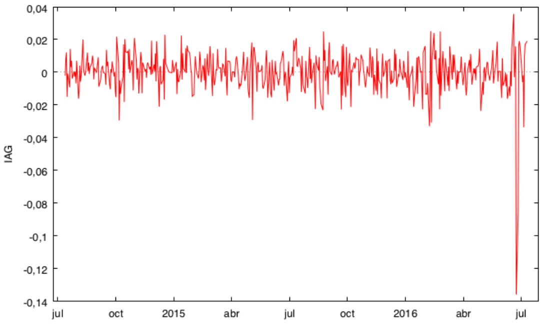

Gráfico 3: Evolución de la Rentabilidad de IAG

De la evolución del precio de la firma IAG en el periodo estudiado se pueden observar tres etapas diferenciadas: una primera; entre mediados de 2014 hasta finales del primer trimestre del 2015 marcada por un ascenso continuado del precio llegando prácticamente a doblar su precio (de 4€ a 8€ por título); seguida por una etapa de inestabilidad–variaciones tanto positivas como negativas– hasta finales de año y, por último, una fuerte caída del precio volviendo en Julio de 2016 a los 4 euros por acción aproximadamente.

Existe una gran caída observable en el gráfico de rentabilidades, donde éstas han oscilado en un rango de $\pm 0{,}02$; salvo para los días 24 y 27 de junio de 2014[5] donde se observa una fuerte caída en la rentabilidad (-13,59% y -8,58%, respectivamente); observaciones consideradas atípicas y que serán excluidas para el cálculo de la cartera. La rentabilidad media diaria ha sido positiva (0, 0,056%) y los rendimientos globales del periodo han sido también positivos (29,14%).

Rentabilidades IAG

Media	0,000561494
Error típico	0,000436276
Mediana	0,000623538
Moda	0
Desviación estándar	0,009939055
Varianza de la muestra	9,87848E-05
Curtosis	0,57910802
Coeficiente de asimetría	-0,208924086
Rango	0,069280278
Mínimo	-0,033671646
Máximo	0,035608632
Suma	0,291415171
Cuenta	519

Tabla 2: Resumen estadística descriptiva de las rentabilidades de IAG

[5] Viernes y posterior lunes tras el desplome general de los mercados financieros en junio de 2016 debido a la victoria del *Brexit*.

3.1.2. Sacyr S.A.

Sacyr, S.A. es una empresa española dedicada a la construcción y a la gestión de infraestructuras y servicios, perteneciente al grupo de las seis grandes constructoras (junto con ACS, Ferrovial FCC, Acciona y OHL), convertidos hoy día en grandes consorcios diversificados con presencia en multitud de países.
Observando el gráfico que muestra la evolución del precio, así como analizando las rentabilidades en el periodo objeto de estudio, se puede identificar una clara tendencia negativa– con una caída de la cotización desde los 4-4,5 euros hasta los 1,5-2 euros por acción– y una creciente volatilidad para el final del periodo.

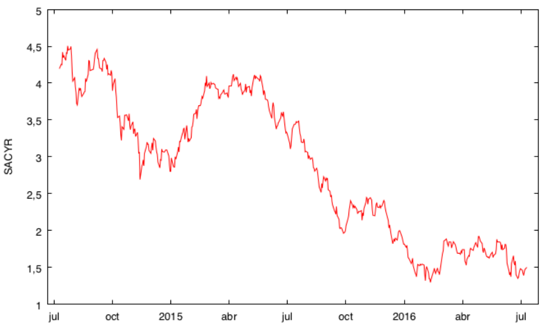

Gráfico 4: Evolución del precio de la acción de Sacyr

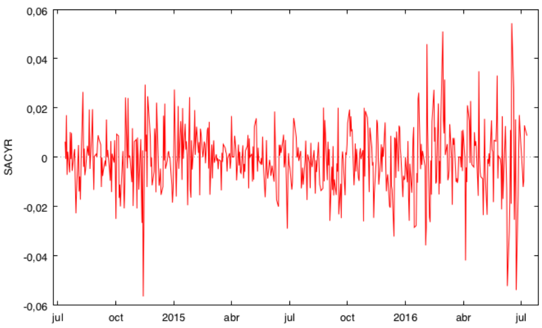

Gráfico 5: Evolución de la Rentabilidad de Sacyr

En el caso de Sacyr; en base al criterio de decisión[6] escogido frente a los *outliers* hay que excluir para el cálculo de las rentabilidades ponderadas en la cartera la observación correspondiente a la fecha 14 de noviembre de 2014, donde la rentabilidad del activo se resintió en un total de (-5,65%); así como también se ha prescindido del precio de la acción en el día 24 de junio de 2016. Se ha tomado esta decisión dado que en esa fecha se publicaron los resultados de la compañía hasta el tercer trimestre, información que no fue bien recibida por el mercado.

La fuerte caída de la cotización de la acción el periodo comprendido entre 2014 y 2016; ha provocado que la rentabilidad media del periodo estudiado haya sido negativa (-0,065%). Esta caída de la cotización se hace redundante al observar la rentabilidad global del periodo (-33,6%).

Rentabilidades Sacyr	
Media	-0,000647745
Error típico	0,000553346
Mediana	-0,000691606
Moda	0
Desviación estándar	0,012606096
Varianza de la muestra	0,000158914
Curtosis	1,721907905
Coeficiente de asimetría	0,205891719
Rango	0,10664381
Mínimo	-0,052267528
Máximo	0,054376282
Suma	-0,336179893
Cuenta	519

Tabla 3: Resumen estadística descriptiva de las rentabilidades de Sacyr.

6 El criterio de decisión para determinar si una observación constituye un *outlier* ha sido detallado en la metogología (Sección IV).

3.1.3. Grupo ACS

Grupo ACS, S.A. (Actividades de Construcción y Servicios, S.A), (IBEX 35: ACS) es una constructora española. Se trata de una empresa diversificada que está presente en distintos sectores económicos a través de numerosas empresas participadas.

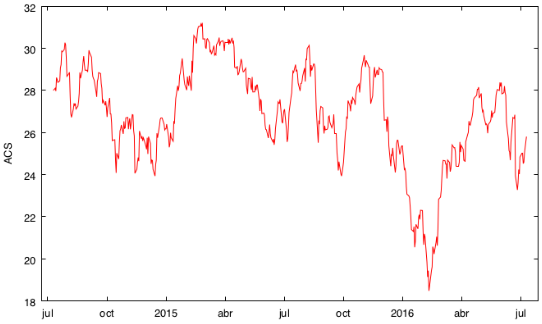

Gráfico 6: Evolución del precio de la acción de ACS

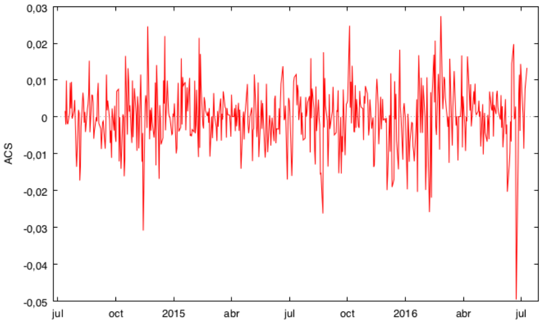

Gráfico 7: Evolución de las Rentabilidades ACS

La evolución del precio de ACS en el periodo (julio 2014–julio 2016) ha sido inestable, con periodos tanto al alza como a la baja, donde cabe destacar una fuerte caída de la cotización entre finales del 2015 y principios del 2016, con una recuperación en los siguientes trimestres sin llegar a alcanzar valores previos a esta caída.En este sentido, la rentabilidad media de las acciones de ACS presenta algunos picos negativos cercanos al -2% y -3%; donde hay que destacar la rentabilidad correspondiente a la fecha 24 de junio de 2016 (-4,96%); observación que será eliminada para la constitución de la cartera. El valor de la media de las rentabilidades del periodo, ha sido positiva (0,00272%). Asimismo, los rendimientos globales del periodo han sido positivos (1,41%).

Rentabilidades ACS	
Media	2,71782E-05
Error típico	0,000352316
Mediana	3,52005E-05
Moda	0
Desviación estándar	0,008034038
Varianza de la muestra	6,45458E-05
Curtosis	1,025936254
Coeficiente de asimetría	-0,12185811
Rango	0,05817473
Mínimo	-0,030837451
Máximo	0,02733728
Suma	0,014132666
Cuenta	520

Tabla 4: Resumen estadística descriptiva de las rentabilidades de ACS

3.1.4. Distribuidora Internacional de Alimentación (DIA)

Grupo DIA (Distribuidora Internacional de Alimentación) es una multinacional española especializada en la distribución de la alimentación, productos para el hogar y el cuidado personal. Opera en España, Portugal, Argentina, Brasil y China con 7.700 tiendas. En 2015, las ventas superaron los 10.500 millones de euros y forma parte del IBEX 35.

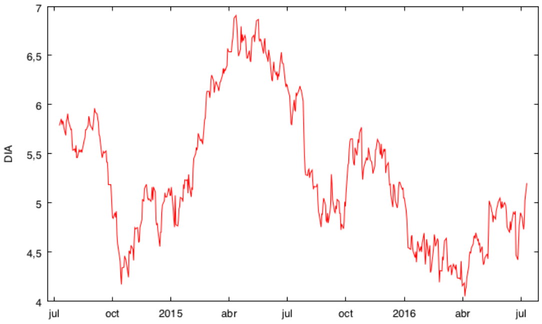

Gráfico 8: Evolución del precio de la acción de DIA

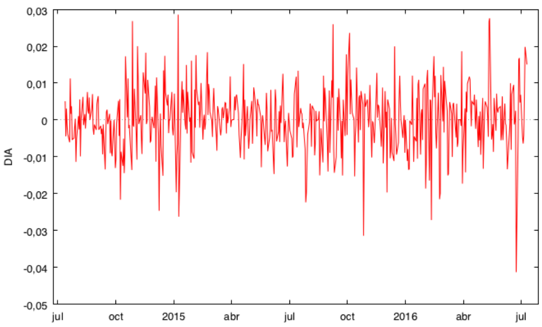

Gráfico 9: Evolución de las Rentabilidades de DIA

El precio de cotización de DIA en el periodo estudiado se ha caracterizado por lo siguiente: desde la adquisición del activo hasta octubre del 2014, el precio fue recortándose hasta tocar un mínimo de 4,2 euros aproximadamente y, a partir de éste, fue escalando hasta tocar el máximo expresado por analistas anteriormente de 7,65 euros. Sin embargo, el título ha ido perdiendo valor paulatinamente hasta abril del 2016, donde se observa un repunte de nuevo hasta el final del periodo estudiado. (Ver Anexo 8.4)

En cuanto a las rentabilidades; tal y como se desprende del gráfico, la evolución ha sido irregular, con picos tanto al alza como a la baja, destacando la rentabilidad del día 24 de junio de 2016 (-4,13%), que será suprimida para el cálculo de la cartera. La media diaria, ha sido negativa (-0,009%). Con una rentabilidad global del periodo también negativa (-5,05%).

Rentabilidades Dia	
Media	-9,71819E-06
Error típico	0,000372581
Mediana	-0,000197128
Moda	0
Desviación estándar	0,008496148
Varianza de la muestra	7,21845E-05
Curtosis	1,072691247
Coeficiente de asimetría	0,027393927
Rango	0,06000367
Mínimo	-0,031449871
Máximo	0,028553799
Suma	-0,005053461
Cuenta	520

Tabla 5: Resumen estadística descriptiva de las rentabilidades de DIA

3.1.5. Ferrovial

Ferrovial (anteriormente Grupo Ferrovial) es una empresa multinacional que opera en el sector de las infraestructuras, a través de cuatro divisiones: Autopistas, Aeropuertos, Construcción y Servicios. La compañía cuenta con más de 96.000 empleados y tiene presencia en una quincena de países. Forma parte del conjunto de valores que conforman el IBEX 35.

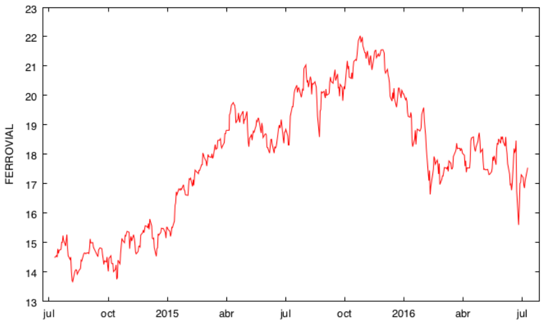

Gráfico 10: Evolución del precio de la acción de Ferrovial

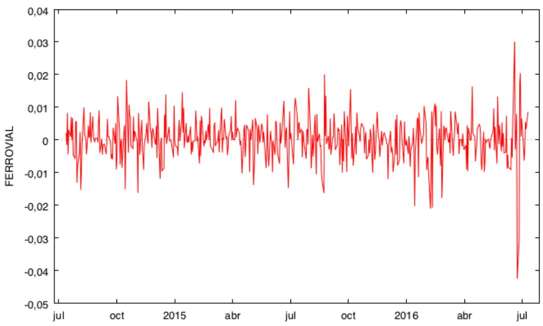

Gráfico 11: Evolución de las Rentabilidades de Ferrovial

Desde que se compró el activo en julio de 2014 hasta octubre del 2015; la evolución del precio ha sido más que favorable con un ascenso continuado alcanzando su máximo en los 22 euros. No obstante, el valor ha ido recortando su precio hasta final del periodo. (Ver Anexo 8.5)

El gráfico de las rentabilidades muestra una cierta estabilidad de las mismas, salvo para los días 24 y 27 de junio de 2016, cuando el activo perdió valor y las rentabilidades se resintieron (-4,25% y -3,09%, respectivamente). La media de las rentabilidades para el periodo ha sido positiva (0,03%), así como también lo ha sido la rentabilidad global para los 2 años (15,66%).

Rentabilidades Ferrovial	
Media	0,000301651
Error típico	0,000269498
Mediana	0,000119328
Moda	0
Desviación estándar	0,006139592
Varianza de la muestra	3,76946E-05
Curtosis	1,831804824
Coeficiente de asimetría	0,081925385
Rango	0,051083414
Mínimo	-0,021021305
Máximo	0,030062109
Suma	0,156556661
Cuenta	519

Tabla 6: Resumen estadística descriptiva de las rentabilidades de Ferrovial

3.1.6. Técnicas Reunidas

Técnicas Reunidas S.A., (IBEX 35: TRE) es una multinacional española especializada en ingeniería y construcción de infraestructuras para el sector del petróleo y del gas. La actividad de Técnicas Reunidas puede dividirse en cuatro grandes áreas: refino y petroquímica; producción y gas natural; energía; e infraestructuras. Como complemento de estas áreas también se dedica al desarrollo de tecnologías avanzadas y de patentes para diferentes procesos industriales. La empresa cotiza en la Bolsa de Madrid y forma parte del Ibex 35.

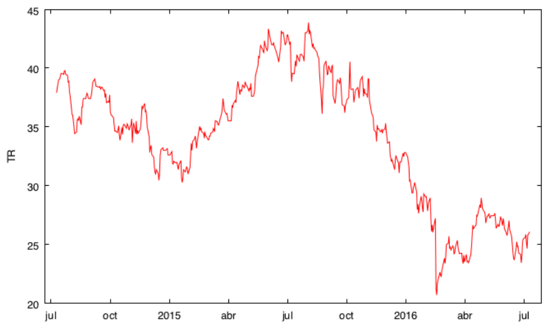

Gráfico 12: Evolución del precio de la acción de Técnicas Reunidas

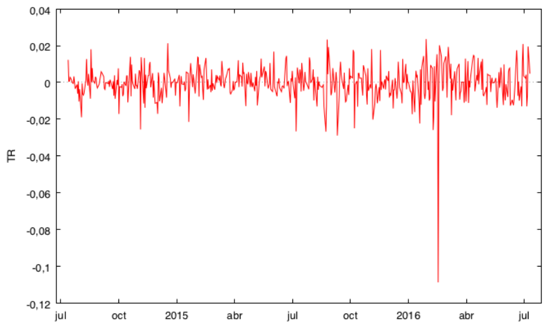

Gráfico 13: Evolución de las Rentabilidades de Técnicas Reunidas

La evolución del precio de la acción de Técnicas Reunidas para el conjunto del periodo 2014–2016 ha estado marcada por una tendencia negativa. Al principio del periodo, pese a unos meses inestables, la acción llegó a cotizar a un precio superior al de comprar al transcurrir el año, sin embargo, desde ese punto ha visto como su precio se ha recortado hasta casi la mitad en el primer trimestre del 2016. (Ver Anexo 8.6)

Análogamente al valor anterior, el gráfico de rentabilidades muestra una cierta estabilidad, salvo para la fecha 17 de febrero de 2016, donde las acciones pasaron de cotizar a 27,22€ (0,42%) a caer hasta los 21,19€ (-10,87%). Esta caída fue fruto de la publicación de los resultados correspondientes al ejercicio anterior, donde se anunciaba un recorte del 55% del beneficio, caída en los márgenes y reducción en el saldo de tesorería. En cuanto a las rentabilidades, tanto la media de las rentabilidades diarias (-0,008%) como la media global del periodo (-4,39%) han sido desfavorablemente negativas.

Rentabilidades Técnicas Reunidas	
Media	-8,45402E-05
Error típico	0,000356027
Desviación estándar	0,008110851
Varianza de la muestra	6,57859E-05
Curtosis	0,959222629
Coeficiente de asimetría	-0,167836183
Rango	0,052485699
Mínimo	-0,028915672
Máximo	0,023570027
Suma	-0,043876381
Cuenta	519

Tabla 7: Resumen estadística descriptiva de las rentabilidades de Técnicas Reunidas

3.1.7. ArcelorMittal

ArcelorMittal es la mayor compañía siderúrgica mundial, con una plantilla de más de 490.000 empleados (en 2014) según la empresa en más de 60 países. Ha liderado la consolidación del sector siderúrgico internacional, y es considerada hoy como el único productor de acero realmente global.

La evolución del precio de ArcelorMittal entre julio de 2014 y julio del 2015 tuvo una tendencia negativa (descenso de la cotización de 7 € por acción a 5€); precipitándose hasta llegar a mínimos en el primer trimestre del 2016 (cerca de los 2 euros por acción), a partir del cual el valor ha experimentado una corrección al alza situándose en el intervalo de los 4 y 5 euros por acción. (Ver Anexo 8.7)

Gráfico 14: Evolución del precio de la acción de ArcelorMittal

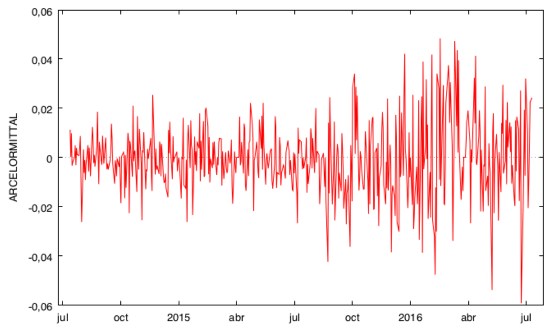

Gráfico 15: Evolución de las Rentabilidades de ArcelorMittal

En referencia a las rentabilidades; puede observarse como éstas han fluctuado sustancialmente, en especial a partir de Julio de 2015, fruto de la fuerte caída en el valor que experimentó el título. En cuanto a valores atípicos necesarios a remarcar y a suprimir para la construcción de la cartera, destacan dos: el primero; correspondiente al día 9 de mayo de 2016 (-5,39%), tras la ratificación de la empresa del cierre de la planta de Zumarraga y, el segundo, corresponde al día 24 de junio de 2016 (-5,92%).

En cuanto a las rentabilidades medias diarias de ArcelorMittal; éstas han sido negativas (-0,011%), así como también lo ha sido la rentabilidad global del periodo situándose las pérdidas en -5,78%.

Rentabilidades ArcelorMittal	
Media	-0,000111474
Error típico	0,000630681
Mediana	-0,000538703
Moda	0
Desviación estándar	0,014367896
Varianza de la muestra	0,000206436
Curtosis	0,960128716
Coeficiente de asimetría	0,281108362
Rango	0,096035538
Mínimo	-0,047645662
Máximo	0,048389876
Suma	-0,05785501
Cuenta	519

Tabla 8: Resumen estadística descriptiva de las rentabilidades de ArcelorMittal

3.1.8. Acerinox

Acerinox, S.A. (ticker de la Bolsa de Madrid: ACX) es un grupo empresarial multinacional español dedicado a la fabricación de aceros inoxidables. En lo que respecta a capacidad de producción, es el primer fabricante a nivel mundial, con 3,5 millones de toneladas de acería.

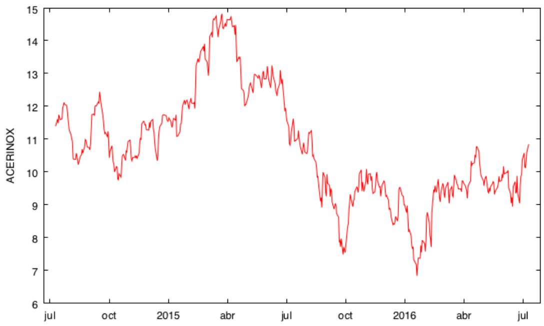

Gráfico 16: Evolución del precio de la acción de Acerinox

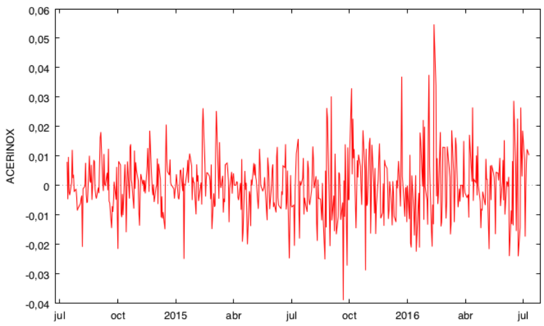

Gráfico 17: Evolución de las Rentabilidades de Acerinox

Entre julio de 2014 y abril del 2015 la evolución de la cotización de Acerinox fue, aunque con altibajos, favorable al inversor ya que éste vio como la acción se revalorizó desde los 11 euros hasta rozar los 15 € por título. No obstante, tras este periodo positivo, la cotización de la acción tomo una tendencia negativa, llegando a su mínimo (6,831) en enero de 2016; revalorizándose paulatinamente tras este paréntesis hasta situarse en valores cercanos a los 11 euros por acción, precio muy próximo al que se había pagado para adquirir los títulos. (Ver Anexo 8.8)

En el gráfico de rentabilidades se pueden observar algunos picos; tanto positivos (5,47%) como negativos (-3,89%), no obstante, dado que ninguno de los valores supera el límite establecido, se mantienen todas las observaciones de Acerinox para la construcción de la cartera.

La media diaria de las rentabilidades para los años 2014 y 2016 ha sido positiva (0,0005%); así como también lo han sido las rentabilidades globales del periodo (0,262%).

Rentabilidades Acerinox	
Media	5,04475E-06
Error típico	0,000464447
Mediana	-8,31414E-05
Moda	0
Desviación estándar	0,010591019
Varianza de la muestra	0,00011217
Curtosis	2,109966736
Coeficiente de asimetría	0,461905885
Rango	0,093668172
Mínimo	-0,038965171
Máximo	0,054703002
Suma	0,002623268
Cuenta	520

Tabla 9: Resumen estadística descriptiva de las rentabilidades de Acerinox

3.1.9. Bankia

Bankia es un banco español con sede en Valencia y Madrid, creado en 2011, en pleno proceso de reestructuración del sistema financiero en España. Su matriz es BFA Tenedora de Acciones, creada en 2015, tras la transformación del Banco Financiero y de Ahorros (BFA), en este nuevo holding, como consecuencia de la pérdida de la condición de entidad de crédito. Desarrolla su actividad en los negocios de banca minorista, banca de empresas, finanzas corporativas, mercado de capitales, gestión de activos y banca privada. A 31 de diciembre de 2016, los activos de Bankia eran de 190.167 millones de euros, siendo la quinta entidad financiera española por volumen de activos. Cotiza en la Bolsa de Madrid (BKIA) y forma parte del índice IBEX 35.

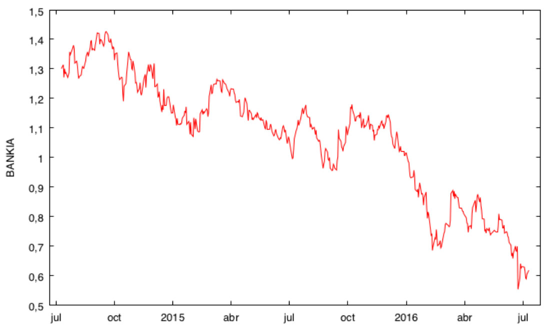

Gráfico 18: Evolución del precio de la acción de Bankia

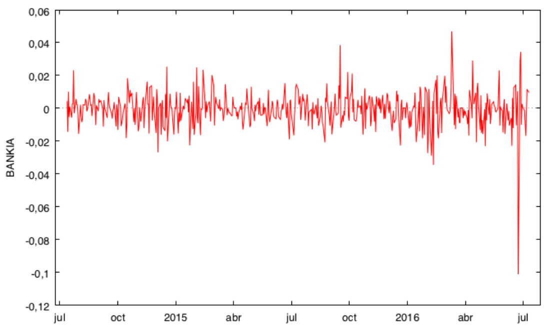

Gráfico 19: Evolución de las Rentabilidades de Bankia

Aunque en el transcurso de los primeros meses desde la adquisición de la acción se observó un pequeño repunte al alza; la evolución del valor de cotización de Bankia para los años 2014 y 2016 estuvo fuertemente caracterizada por una caída de la cotización de la acción desde la franja [1,3€–1,4€ por acción] a mediados de 2014 hasta tocar mínimos en junio de 2016 (0,55369). (Ver Anexo 8.9)

El gráfico de las rentabilidades medias diarias de Bankia, muestra bastante estabilidad frente a las mismas; salvo para el día 24 de junio de 2016, donde el valor se resintió fruto de la caída generalizada del Ibex 35 (-10,12%).
En referencia a las rentabilidades medias diarias; éstas, al igual que la rentabilidad global del periodo, han sido negativas para los años estudiados (-0,042% y -22,2%, respectivamente).

Rentabilidades Bankia	
Media	-0,000427047
Error típico	0,000417606
Mediana	0
Moda	0
Desviación estándar	0,009522874
Varianza de la muestra	9,06851E-05
Curtosis	2,203285451
Coeficiente de asimetría	0,335068298
Rango	0,081375889
Mínimo	-0,034529511
Máximo	0,046846378
Suma	-0,22206448
Cuenta	520

Tabla 10: Resumen estadística descriptiva de las rentabilidades de Bankia.

3.1.10. Indra

Indra es una empresa multinacional española que ofrece servicios de consultoría sobre transporte, defensa, energía, telecomunicaciones, ser vicios financieros; así como servicios al sector público. Es una de las mayores empresas armamentísticas de España, siendo una de las tres empresas españolas que se encuentran entre las 100 mayores compañías mundiales del sector de defensa y seguridad, según los informes del SIPRI. Indra pertenece al índice selectivo español IBEX 35 desde el 1 de julio de 1999.

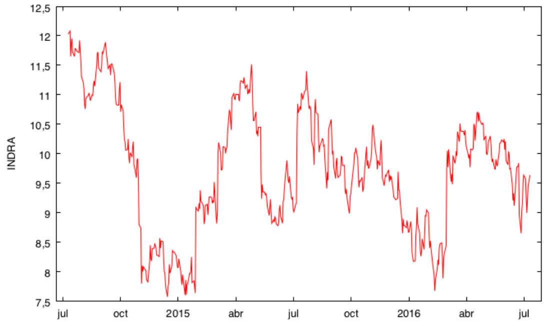

Gráfico 20: Evolución del precio de la acción de Indra

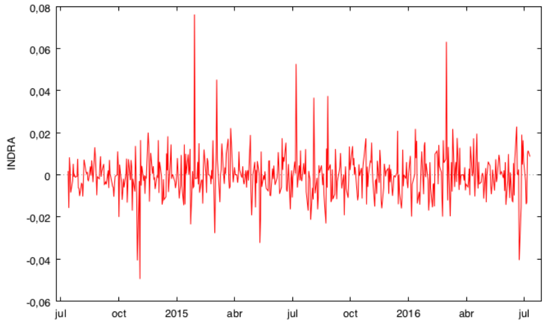

Gráfico 21: Evolución de las Rentabilidades de Indra

La evolución del precio por acción de Indra para los años 2014 y 2016 ha estado caracterizada por una fuerte irregularidad. El título ha sufrido tanto variaciones al alza como a la baja: entre julio de 2014 y octubre del mismo año, el título perdió casi la mitad de su valor recortándose desde los 12€ hasta situarse por debajo de los 8€. Tras esta devaluación, el título experimento unos meses convulsos con síntomas de recuperación, pero sin llegarse ésta a hacerse efectiva hasta el primer trimestre del 2015; cuando el título recupero gran parte del valor que había perdido. De nuevo, las acciones de Indra vieron como su valor se precipitaba desde los 11,5€ hasta situarse en torno a los 9€ en el segundo trimestre del año; donde experimentaría unos meses favorables mostrando síntomas de recuperación, para volver a tomar una senda devaluativa llegando a su mínimo en febrero de 2016 (7,676€). A partir de este punto, el título volvería a revalorizarse durante un trimestre para recortar ligeramente su valor a partir del mes de junio.

Esta evolución tan irregular del precio de las acciones de Indra, queda patente en el gráfico de rentabilidades donde se observan fuertes picos de ambos signos. Cabe destacar que las observaciones para los días 31 de octubre de 2014 (-4,07%), 4 de noviembre de 2014 (-4,95%) y 24 de junio de 2016 (-4,05%) serán prescindidas por ser consideradas outliers. En cuanto a la rentabilidad global del periodo, ésta ha sido positiva ((3,43%). Del mismo modo, las rentabilidades medias diarias también han sido positivas (0,0066%).

Rentabilidades INDRA	
Media	6,63262E-05
Error típico	0,000459826
Mediana	-0,000494011
Desviación estándar	0,010465472
Varianza de la muestra	0,000109526
Curtosis	9,165693852
Coeficiente de asimetría	1,624183672
Rango	0,108454017
Mínimo	-0,032344556
Máximo	0,07610946
Suma	0,034356994
Cuenta	518

Tabla 11: Resumen estadística descriptiva de las rentabilidades de Indra.

3.2. Análisis descriptivo la Cartera

Análogamente al trabajo presentado anteriormente, en esta sección se ofrece un análisis descriptivo de los valores, de la evolución del precio y de las rentabilidades de la cartera para el periodo estudiado.

Fácilmente identificable resulta la tendencia decreciente que se desprende de la evolución del precio de la cartera (ver gráfico 21); el valor unitario de la cartera a día 11 de julio de 2014 era de (4,51€) y, al finalizar el periodo estudiado, el valor unitario a día 11 de julio de 2016 se ha situado en los (3,54€); lo que supone un recorte en el precio unitario del (21,7%). El valor de la cartera se redujo desde los 5.011,9642 € hasta los 4.091,4540 € (18,36% menos).

En la misma línea, haciendo uso de las 520 observaciones que restan tras prescindir del conjunto de datos para el viernes 24 de junio de 2016, día en que la bolsa cayó de manera generalizada, y que ha sido considerado *outlier*, la rentabilidad media diaria ha sido negativa (-0,01%), traduciéndose a su vez en una rentabilidad global negativa para todo el periodo de la muestra (-3,70%). El valor mínimo se ha situado en (-2,50%) y el máximo (2,22%), lo que arroja un rango de (4,72%).

El coeficiente de exceso de curtosis (0,85) es superior a cero que, en comparación con una distribución normal –mesocúrtica–, la distribución de la cartera se clasifica como letpocúrtica[7], caracterizada por ser más apuntada que la anterior, con una tendencia superior a concentrar valores alrededor de la media.

El coeficiente de asimetría ha sido negativo (-0,17), signo de que la distribución está sesgada a la derecha. En otras palabras, los datos tienden a concentrarse pues alrededor de la media (-0,01%) y tienden a reunirse a su vez, a la derecha de la misma.

Resulta interesante tratar de identificar qué características presentan los valores relacionados con la cola de la distribución[8], para ello se ha calculado la semi-varianza y la semi-desviación típica:

$$SVar(R_t) = 0{,}09\%$$

$$\hat{\sigma}_{semi} = 12{,}125\%$$

Tal y como puede comprobarse, la cola de la distribución presenta una mayor dispersión que el rango completo de valores, indicativo de una presencia de un riesgo más elevado de observar valores extremos.

Rentabilidades Cartera	
Media	-0,01%
Error típico	0,03%
Mediana	0,00
Moda	-
Desviación estándar	0,73%
Varianza de la muestra	0,01%
Curtosis	0,85
Coeficiente de asimetría	-0,17
Rango	4,72%
Mínimo	-2,50%
Máximo	2,22%
Suma	-3,70%
Cuenta	520

Tabla 12: Resumen estadística descriptiva de las rentabilidades de la cartera.

[7] En el análisis de los resultados (Sección V) se detalla más la información sobre las características de la distribución..

[8] En la metodología se amplía en más detalle.

CARTERA				
	CAPITAL INVERTIDO	PRECIO POR ACCIÓN	ACCIONES	%PARTICIPACIÓN EN CARTERA
IAG	589,19 €	4,397 €	134,00	14,150%
SACYR	178,50 €	1,500 €	119,00	12,566%
ACS	464,43 €	25,802 €	18,00	1,901%
DIA	447,28 €	5,201 €	86,00	9,081%
FERROVIAL	613,97 €	17,542 €	35,00	3,696%
TÉCNICAS REUNIDAS	338,92 €	26,071 €	13,00	1,373%
ARCELORMITTAL	339,84 €	4,720 €	72,00	7,603%
ACERINOX	477,18 €	10,845 €	44,00	4,646%
BANKIA	237,32 €	0,618 €	384,00	40,549%
INDRA	404,79 €	9,638 €	42,00	4,435%
TOTAL	**4.091,45 €**	4,3204 €	**947,00**	100,000%

Tabla 13: Composición de la cartera a 11 de Julio de 2016

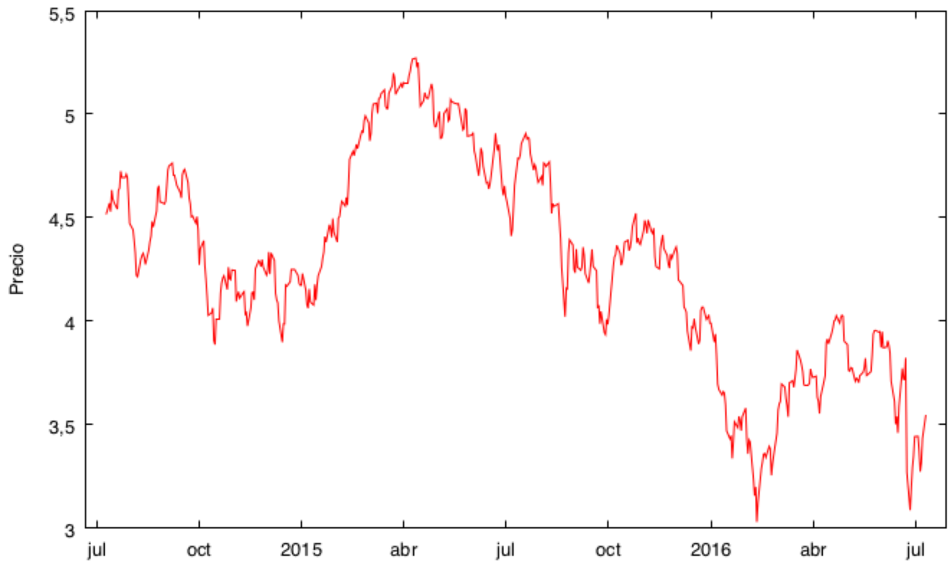

Gráfico 22: Evolución del precio unitario de la cartera entre julio de 2014 y julio de 2016

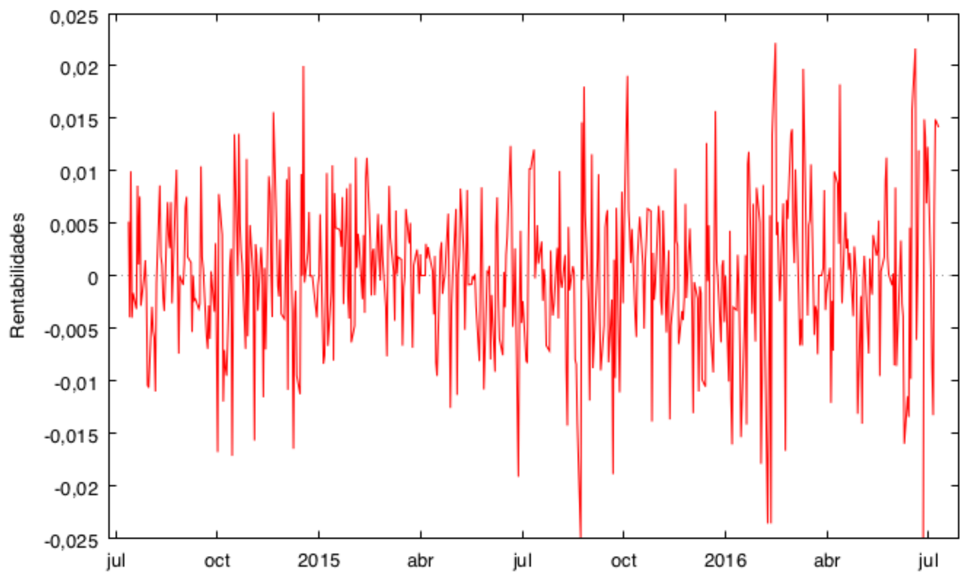

Gráfico 23: Rentabilidades de la cartera entre julio de 2014 y julio de 2016

SECCIÓN IV. METODOLOGÍA

En este apartado del trabajo se pretende detallar la lógica que se ha seguido para desarrollar el contenido del mismo. La información que contiene esta sección es de suma importancia para interpretar y complementar el resto de partes que conforman este estudio, especialmente la Sección III. DATOS y la Sección V. RESULTADOS.

Primeramente, se justifica cómo y porqué se han escogido los valores de renta variable para, seguidamente, explicar cómo se ha constituido la cartera que supone el objeto principal de estudio.

El segundo punto de esta sección, está dedicado a esclarecer cómo se ha desarrollado el apartado anterior (Sección III. DATOS). En el mismo, se describía la evolución del precio y las rentabilidades de las acciones estudiadas, junto con una descripción de los principales estadísticos estimados a partir de los retornos diarios.

Asimismo, se esclarecía si se encontraban evidencias de valores atípicos u *outliers* y si se decidía mantener o prescindir de las observaciones. En este apartado, se detalla el método empleado para determinar si una observación constituye un valor atípico.

Tal y como se ha comentado con anterioridad, el viernes 24 de junio de 2016, tras el sí al *Brexit* como resultado al referéndum en el Reino Unido, las bolsas europeas sufrieron el mayor retroceso desde 1987. El Ibex 35 sufrió su mayor pérdida de la historia (-12,35%). Ningún valor de la Bolsa española se escapó de la corriente bajista; como muestra de ello, tras el cierre, IAG se dejó el 26,86%, mientras que Bankia retrocedió el 20,78%. Es por este motivo que las observaciones correspondientes al viernes 24 de junio de 2016 se han eliminado, además de en el análisis individual de los valores, de la cartera surgida de la unión de éstos.

Para disponer de una evidencia más sólida de cómo este suceso u otros afectan al precio de cotización, habría que recurrir a las técnicas que se emplean en el estudio de eventos (en inglés, *event studies*). En este caso, por simplicidad y debido a que se ha encontrado evidencia de anuncios o eventos en relación a la empresa el día en que se producía una pérdida destacable, se ha supuesto que los valores atípicos han sido fruto de estos eventos o anuncios.

En el tercer apartado, se hace un análisis riguroso de la hipótesis planteada al inicio del trabajo de que los retornos diarios están normalmente distribuidos. Mediante dos herramientas gráficas –el histograma y los gráficos QQ– y un test estadístico –Jarque-Bera– se comprueba esta suposición. Paralelamente, se especifican los pasos realizados para el cálculo de la semi-varianza y la semi-desviación típica, estadístico utilizados para caracterizar la cola inferior de la distribución.

El cuarto punto de la metodología, profundiza en los métodos que se han seguido para estimar el riesgo de la cartera: el VaR y el *Expected Shortfall.*

Por último, se describen los códigos y pasos utilizados mediante el software libre R-*project* para caracterizar la cola de la distribución.

4.1. Elección de los valores y formación de la cartera

Las carteras financieras que solo apuestan por una única clase de activos pertenecientes a un mismo sector, asumen un riesgo considerable en periodos bursátiles complicados como los actuales. Más indicados para el entorno de mercado actual son métodos de inversión flexibles que distribuyan el capital a invertir, según la situación del mercado, entre diferentes clases de acciones, ya que solo con diversidad en la cartera es posible repartir los riesgos y aumentar las posibilidades de beneficios.

Para seleccionar el conjunto de valores que forman parte de la cartera construida, se ha tomado información económica sobre las recomendaciones de compra que aconsejaban los expertos recogidas en tres noticieros electrónicos: ElPaís, el Confidencial y el diario Expansión.

Es preciso comentar en este punto que las noticias corresponden a momentos dispares del tiempo, –ElPaís; febrero de 2016, el Confidencial; mayo de 2016, y el diario Expansión; julio de 2016– por este motivo, aunque algunas de las recomendaciones de compra citadas son comunes en los tres boletines, existen diferencias en las sugerencias, así como también en el potencial de revalorización que pueden tener las acciones. Los valores propuestos por los analistas corresponden a empresas pertenecientes a sectores e industrias diferentes, de modo que la cartera que surge fruto de la combinación de estos títulos está diversificada.

De esta manera, se estimará el riesgo de pérdida en que incurriría un inversor particular, que sin grandes conocimientos en la estimación del riesgo y, motivado por ello, hubiese decidido seguir tales recomendaciones de compra a día 11 de julio de 2016.

Para constituir la cartera y estudiar cada uno de los valores que la componen, así como analizar el riesgo de pérdida, se ha accedido a la cotización histórica–tal y como se ha comentado con anterioridad, la información proviene del portal de internet *Yahoo! Finance*– de los valores en los últimos 2 años (del 11 de julio de 2014 hasta el 11 de julio de 2016) con el fin de obtener los suficientes datos para realizar un análisis representativo del comportamiento real de ese valor y, por consiguiente, de la cartera.

Suponiendo que el inversor dispone de un capital de 5.000€ y decide repartir, equitativamente, la misma cantidad en 10 de los valores recomendados, esto es, 500€ por título, se ha compuesto la cartera. Los títulos escogidos han sido los siguientes: International Airlines Group (IAG), Sacyr, y ACS; que contaban con un consenso común en los tres periódicos electrónicos, Distribuidora Internacional de Alimentación (DIA), Ferrovial, Técnicas Reunidas y ArcelorMittal; que contaban con un consenso común en al menos dos de los tres rotativos consultados, y finalmente, Acerinox, Bankia e Indra; que han sido escogidas por las recomendaciones y potencial de revalorización que tenían a consideración de los analistas.

Tal y como se puede comprobar en la Tabla 14, el objetivo inicial de invertir cantidades a partes iguales en los diferentes títulos, no ha podido llevarse a cabo, dado que resulta imposible adquirir números decimales de acciones.

Por esta razón, tanto la cantidad total invertida como el capital invertido por título difieren de las intenciones iniciales. Así pues, el montante finalmente invertido ha ascendido a 5.011,96€, que se ha repartido para comprar números enteros de acciones, suponiendo inversiones cercanas a los 500€ –si bien en algunos casos la cifra ha sido inferior– y para poder finalmente construir la cartera.

El motivo que explica estas diferencias en los capitales invertidos para cada título, se encuentra en los diferentes precios por acción a día 11 de julio de 2014–día en que se adquieren los títulos y que supone la primera observación para el análisis de este trabajo–, ya que éste determinará el total de acciones que se pueden adquirir.

A medida que el precio por acción sea menor, el total de acciones que pueden adquirirse con una misma cantidad de capitales, es superior. Esto afecta en último término al porcentaje de participación en la cartera; donde los valores que tenían un precio por acción inferior suponen una mayor participación en la cartera, como es el caso de Bankia (40,55%) y viceversa, como es el caso de técnicas Reunidas (1,4%).

CARTERA				
	CAPITAL INVERTIDO	**PRECIO POR ACCIÓN**	**ACCIONES**	**%PARTICIPACIÓN EN CARTERA**
IAG	501,83 €	3,75 €	134,00	14,150%
SACYR	499,12 €	4,19 €	119,00	12,566%
ACS	503,92 €	27,99 €	18,00	1,901%
DIA	497,68 €	5,79 €	86,00	9,081%
FERROVIAL	506,90 €	14,48 €	35,00	3,696%
TÉCNICAS REUNIDAS	492,64 €	37,89 €	13,00	1,373%
ARCELORMITTAL	503,73 €	6,99 €	72,00	7,603%
ACERINOX	501,30 €	11,39 €	44,00	4,646%
BANKIA	499,54 €	1,30 €	384,00	40,549%
INDRA	505,26 €	12,03 €	42,00	4,435%
TOTAL	**5.011,96 €**	**5,2925€**	**947,00**	100,000%

Tabla 14: Composición de la cartera a 11 de Julio de 2014

4.2. Análisis descriptivo de los valores

El resumen individual de los principales estadísticos descriptivos de los valores de los rendimientos ha sido estimado mediante la hoja de cálculo Excel. En cuanto al resumen general de los estadísticos descriptivos para todos los valores, ha sido facilitado mediante el software informático Gretl.

En ambos casos, se presenta en forma de tabla la media, el error típico, la varianza la desviación estándar, coeficiente de asimetría y exceso de curtosis, junto con otros indicadores de las variables. En el caso del conjunto del resumen de estadísticos, se ofrece también el percentil 5% y 95%.

4.2.1. Análisis de las observaciones atípicas

Esta sección de la metodología está dedicada a clarificar si en el conjunto de datos analizados se han detectado comportamientos atípicos en alguna o algunas observaciones que merezcan un interés especial. Un valor atípico –*outlier*, utilizando la expresión inglesa, muy extendida en la terminología estadística– es un dato que, por su magnitud, es considerablemente diferente a los otros datos de la muestra.

Los valores atípicos pueden tener un efecto desproporcionado en los resultados de los estadísticos, como en la media o en el coeficiente de asimetría y curtosis, lo que puede conducir a interpretaciones engañosas[9].

Dado que aquí se pretende cuantificar el riesgo, es de especial relevancia omitir este tipo de observaciones que puedan conducir a sobrestimaciones de las probabilidades de pérdida.

Los valores atípicos se han identificado al evaluar si se encuentran o no dentro de los límites externos del conjunto de datos. Un valor que se haya encontrado fuera de los límites externos de la muestra, ha sido suprimido.

Para poder llevar a cabo este procedimiento, se han calculado los cuartiles de cada valor por separado, así como el rango intercuartílico, y con ellos, se han estimado los límites inferior y superior de la siguiente forma:

$$Lím.Inferior = Q_1 - 3 * IQR$$

$$Lím.Superior = Q_1 + 3 * IQR$$

donde Q_1 hace referencia al primer cuartil (este el dato que está en el medio del conjunto de datos que se encuentra por debajo de la mediana), y IQR $(Q_3 - Q_1)$ hace referencia al rango intercuartílico, o la distancia entre el tercer y primer cuartil de la muestra.

La regla de decisión para determinar sin un valor debía mantenerse, ha sido si éste era inferior al límite externo inferior.

$$r_{ti} < Q_1 - 3 * IQR$$

donde r_{ti} denota la rentabilidad de la observación i-ésima en el día *t* de la muestra.

En el Anexo 8.1.2. se presentan los límites externos de los valores, además, se representan los diagramas de cajas –*Box Plots*– de los valores para facilitar una rápida visualización de los mismos.

9 En el Anexo.1 se ofrece una comparación de los estadísticos de los valores sin incluir *outliers*, donde puede apreciarse el peso que tienen estas observaciones.

4.3. Análisis de la distribución de la cartera

Para comprobar la hipótesis de normalidad, se analiza el conjunto de datos por tres vías distintas; dos de ellas gráficas y un contraste de hipótesis: haciendo uso del histograma, de los gráficos QQ y mediante el test de Jarque-Bera.

La primera, implica comprobar gráficamente si la distribución de las frecuencias de los valores se ajusta a la distribución normal. Cargando los valores de las rentabilidades diarias en el programa estadístico Gretl, se ha creado el histograma, dibujándose una línea comparativa sobre los mismos que representa la distribución normal esperada para un conjunto de datos con esa media y desviación estándar.

El test de Jarque-Bera se ha llevado a cabo para comprobar la bondad del ajuste de los coeficientes de asimetría y curtosis de nuestra muestra de datos con los de la distribución gaussiana. El test estadístico de se define como:

$$JB = \frac{N}{6}\left[S^2 + \frac{1}{4}(K-3)^2\right] \quad (6)$$

donde N es el número de observaciones; S el coeficiente de asimetría y K el coeficiente de curtosis.

El estadístico de Jarque-Bera se distribuye asintóticamente como una distribución chi cuadrado con dos grados de libertad y se utiliza para probar la hipótesis nula de que los datos proceden de una distribución normal. La hipótesis nula es pues, una hipótesis conjunta de que la asimetría y el exceso de curtosis son nulos (asimetría=0 y curtosis=3). Para obtener el valor del estadístico, se ha recurrido al software informático Gretl. Éste además de proporcionar el resultado al contraste de Jarque-Bera, ofrece los estadísticos y reporta los *p-values* de otros contrastes de normalidad como son el contraste de Doornik-Hansen, la W de Shapiro-Wilk o el contraste de Lilliefors.

Por último, mediante los gráficos QQ ("Q" proviene de cuantil[10]), método gráfico para comprar dos distribuciones de probabilidad a través de la representación opuesta de sus respectivos cuantiles.

Con esta herramienta, se pretende identificar gráficamente las diferencias entre la distribución obtenida mediante la muestra de datos escogida y la distribución normal. Para una muestra de tamaño n, se dibujan los n puntos con los respectivos (n+1) cuantiles de la distribución de comparación, en este caso, la distribución normal. En el eje horizontal se disponen los cuantiles de la distribución normal y en el eje vertical se grafican los cuantiles de los datos utilizados.

En la medida que la distribución de la variable en cuestión sea la misma que la distribución en comparación se obtendrá, aproximadamente, una línea recta.

Dado que posteriormente se pretende caracterizar el riesgo de pérdida de la cartera, esto es, sus resultados negativos, es relevante medir las características de la distribución de rentabilidades en su cola inferior. Mediante dos estadísticos, se miden las propiedades de las rentabilidades cuando éstas son inferiores a la media de las observaciones. En otras palabras, permiten caracterizar las propiedades en la cola de la distribución,

[10] Los cuantiles son puntos tomados a intervalos regulares de la función de distribución de una variable aleatoria.

frente a momentos tradicionales, que analizan la distribución de rentabilidades a lo largo de todo el rango de valores observados de dicha rentabilidad.

El primer estadístico utilizado es la semi-varianza; se trata de una medida de dispersión de las observaciones inferiores a la esperanza matemática de una variable:

$$\mathrm{SVar}(\mathrm{R_t}) = \mathrm{E}[\min(\mathrm{R_t} - \overline{\mathrm{R}}, 0)^2] \quad (7)$$

Para ello, se evalúan cuántos valores de la muestra están por debajo de la media (-0,01%). Usando la función de Excel =CONTAR.SI nos indica que existen 244 observaciones inferiores a la media del conjunto –prácticamente la mitad de la muestra–, que serán utilizadas para el cálculo de la semi-varianza
.
Tomando los 244 valores que quedan por debajo de la media y para cada valor calculamos la diferencia al cuadrado entre éste y la media del conjunto (-0,01%).

Una vez se tienen las desviaciones cuadráticas de los valores respecto a la media, se suman y se dividen por el total de observaciones, obteniéndose así la semi-varianza del conjunto.

El segundo estadístico que nos permite caracterizar los momentos de la cola de la distribución es la semi-desviación típica. La semi-desviación típica estimada a partir de una muestra es:

$$\hat{\sigma}_{semi} = \sqrt{\frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T}\min(R_t - \bar{R}, 0)^2} \quad (8)$$

Ambos estadísticos están especificados en términos anualizados, por lo que, al disponer de rentabilidades diarias, ha de realizarse el ajuste de multiplicar los resultados obtenidos por la raíz de 252.

4.4. Valor en Riesgo

El marco teórico que especifica el significado y relevancia del valor en riesgo ha sido descrito en la Sección II. Para abordar en la práctica el cálculo del VaR diario, se ha recurrido al software informático Excel. De esta manera, con la ayuda de las funciones que el programa incorpora y por varios procedimientos y para distintas distribuciones, se ha calculado para cinco niveles de confianza, en concreto: el $\mathrm{VaR}^{10\%}$, el $\mathrm{VaR}^{5\%}$, $\mathrm{VaR}^{1\%}$, $\mathrm{VaR}^{0,1\%}$ $\mathrm{VaR}^{0,01\%}$.
Primeramente, se ha calculado de manera no paramétrica utilizando los datos históricos. Tal y como se comentaba en la segunda sección, siempre que no se asuma una distribución de probabilidad, el VaR no es más que un percentil de la distribución de pérdidas y beneficios observada empíricamente.
Asimismo, se ha procedido a calcular el VaR de forma paramétrica asumiendo una distribución normal y una distribución t-Student. En el primer caso, tras especificar la media y la desviación estándar, Excel nos devuelve la probabilidad asociada a un determinado nivel de confianza.
En el caso de la distribución t, el procedimiento es similar, aunque esta distribución requiere de realizar una transformación a la desviación estándar obtenida en el análisis descriptivo, en función de los grados de libertad: $\sigma\sqrt{\frac{v-2}{v}}$ donde v son los grados de libertad y sigma es la desviación estándar.

4.5. Pérdida Esperada o *Expected Shortfall*

Para el cálculo de la pérdida esperada o *expected shortfall(ES)* también conocido como conditional *value-at-risk (CVaR), average value-at-risk (AVaR), tail VaR o expected tail loss;* el método empleado varía en función de si se ha calculado el VaR de forma paramétrica o de forma no paramétrica.

En el caso no paramétrico, usando la distribución empírica de pérdidas y beneficios, la forma de calcular el *ES* resulta bastante simple. Cabe recordar que el aspecto medido por el CVaR es la pérdida que podemos esperar una vez se ha superado el VaR para el horizonte temporal y la probabilidad escogida. Así las cosas, para calcular el CVaR no paramétrico se toma el promedio de las rentabilidades observadas que sean superiores al valor que arroja el VaR empírico.

Para calcular la pérdida esperada asumiendo distribuciones de probabilidad para las rentabilidades la metodología es diferente. Para la hipótesis de que los datos siguen una distribución normal, derivar la pérdida esperada es más complicada, ya que primero se ha de obtener el VaR y luego calcular el valor esperado condicionado a éste. Dado que la definición de pérdida esperada (ES) es:

$$ES = \int_{-\infty}^{-VaR(p)} x f_{VaR}(x)\,\mathrm{dx} \quad (9)$$

Cuando las rentabilidades están normalmente distribuidas y el valor de la cartera es uno, tenemos que:

$$ES = \frac{1}{p}\int_{-\infty}^{-VaR(p)} x \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left[-\frac{1}{2} * \frac{\mathrm{x}^2}{\sigma^2}\right]\mathrm{dx}$$
(10)

Entonces,

$$ES = \frac{1}{p}\left[\frac{\sigma^2}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left[-\frac{1}{2} * \frac{\mathrm{x}^2}{\sigma^2}\right]\right]_{-\infty}^{-VaR(p)} \quad (11)$$

esto es, el término entre paréntesis únicamente ha de ser evaluado en los límites. Dado que el límite inferior es cero, y sabiendo que la densidad de la distribución normal es $\frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{\mathrm{x}^2}{2}\right]$; la fórmula final para computar el ES:

$$ES = -\frac{\sigma^2\,\phi\,(-\mathrm{VaR}(p))}{p} \quad (12)$$

con ayuda del software R-studio, se ha computado el ES como:

$$ES = -\vartheta\,\frac{\sigma\,\phi\,(-\mathrm{VaR}(p))}{p} \quad (13)$$

donde ϕ es la función de densidad de una distribución normal. ϑEs el valor de la cartera en el último día del periodo muestral y σ es la desviación típica.

El código utilizado en R para el cálculo es:

```
#Asignando Valor a las probabilidades
p <- c(0.1, 0.05, 0.01, 0.001, 0.0001)

#Cálculo del VaR
VaR <- qnorm(p, mean=0.00007121, sd=0.00725)

#Asignando valor y desviación
sigma <- 0.00725424562152694
value <- 4091.45396

# Cálculo de ES
ES <- sigma*dnorm(qnorm(p, mean=0.00007121,
sd=sigma))/p*value

#Resultados VaR, ES, y ES en porcentaje
VaR
ES
(ES/value)*100
```

4.6. Estimación del peso de la cola

Aplicando la teoría del valor extremo (Extreme value theory, EVT, por sus siglas en inglés) la cual contempla el método POT (Peaks over the Threshold), y utilizando el software libre y lenguaje de programación R-project, se ha calculado el estimador de Hill de forma no paramétrica, para aproximarse a caracterizar el índice de la cola (tail index) de los valores observados de las rentabilidades de las que se compone la cartera.

```
#Directorio de Trabajo
setwd("/Users/RomanGaliano/Desktop")
#Cargando el conjuto de datos al software
x<-read.table("rt.txt",dec=",",header=T)
#Resumen Estadístico de los datos
summary(x)
#Preparando los datos para trabajar con
 ellos
rt<-x[,1]
#Cargar el package evir
require(evir)
#Gráfico de Hill para todas las
 observaciones
hill(rt)
```

El primer paso es cargar los datos en el software informático y realizar una primera estimación de Hill, para decidir cuál será el umbral u, esto es, qué rentabilidad marcará el punto de corte para ajustar la cola de la distribución.

El siguiente paso es crear una nueva variable que contenga únicamente las observaciones superiores al umbral determinado; en este caso el umbral escogido es 0.01, que corresponde con el valor para el cual el estimador de Hill es estable.

```
# Creando una nueva variable a partir
 del umbral
rtu<-rt[rt>0.01]
# Output de la nueva variable
rtu
#Histograma en escala logarítimica de
 la nueva variable
z<-hist(log(rtu))
# Marcando los puntos de corte del
 histograma
z<-hist(rtu,breaks=exp(z$breaks))
#Gráfico con los puntos de corte de
 las cajas
plot(z$mids,z$density,log="xy")
```

El gráfico 26 muestra la distribución de la cola en escala logarítmica; donde ya que una ley potencial puede interpretarse como una línea recta en un gráfico doble-logarítmico, se ha estimado el exponente mediante una regresión lineal.

Una primera aproximación para estimar el exponente de la cola de la distribución sería utilizar una regresión lineal de la recta observada en el gráfico anterior. No obstante, este método suele producir estimadores sesgados, por lo que se utiliza el estimador que proporciona el software R-project. Finalmente, se ha computado el estimador de Hill utilizando la expresión del mismo definida en la revisión de la literatura.

```
#Estimando el Exponente usando una
 regresión lineal
lm(log(z$density)[3:6]~log(z$mids)[3:6]
 )
#Gráfico del estimador de Hill para la
 cola de la distribución
hill(rtu)
z<-hill(rtu)
#Estimadores puntales de Hill
z
#Definición del umbral
u<-0.01
#Estimador de Hill
mean(log(rt[rt>u]/u))^-1
```

SECCION V. RESULTADOS

A continuación, se comentan y detallan los resultados que ha arrojado el análisis de las hipótesis del trabajo. Éstas últimas se declaraban en la introducción, si bien es preciso recordarlas llegado a este punto. El objetivo principal del trabajo era estimar y cuantificar el riesgo máximo de pérdida de la cartera.

Primeramente, se comprueba si hay evidencias para suponer que los datos que conforman la cartera están normalmente distribuidos. Seguidamente, se cuantifica el riesgo de los valores a través del Valor En Riesgo, más conocido por la terminología anglosajona, *Value-at-Risk (VaR).*

5.1. Análisis de la distribución de la cartera

Gráficamente resulta fácil comprobar como la hipótesis de que los datos siguen una distribución *gaussiana* no se sostiene. Por un lado, el conjunto de datos estudiado presenta una mayor concentración de datos en la media (-0,01%), lo que provoca que la distribución se muestre más apuntada (leptocúrtica) que la distribución normal.

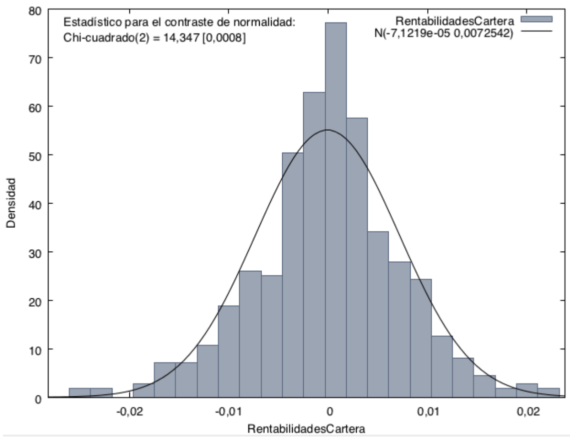

Gráfico 24: Distribución de frecuencias de la cartera en comparación con la distribución normal.

Por otro lado, se observan una de los principales motivos por los que se rechaza la hipótesis de normalidad para las rentabilidades de los *stocks* y es que, la distribución de frecuencias de éstos, presenta colas más pesadas que una distribución normal. Es de especial relevancia pues, no asumir distribuciones normales que llevarían a infravalorar el peso que tienen estas colas y para un análisis del riesgo, resulta esencial saber cómo se comportan nuestros datos asintóticamente.

Tal y como se detallaba en la metodología, se ha utilizado el test de Jarque-Bera para disponer de un contraste numérico y más preciso. Éste plantea la hipótesis nula de que los datos se comportan como una distribución normal frente a la alternativa de que no. El estadístico JB es rechazado si en valor absoluto es superior al punto crítico de una distribución chi cuadrado con dos grados de libertad (5,99). Haciendo uso de un nivel de significación del 5% el resultado del test es rechazar la hipótesis nula de normalidad.

El valor del estadístico del contraste de Jarque-Bera es notablemente superior (17,5 > 5,99) al punto crítico de la distribución chi cuadrado, rechazándose así la hipótesis nula de normalidad. Esta anormalidad de los datos, se hace evidente comprobando los P-value de todos los contrastes ofrecidos[11]. Comparando éstos con el nivel de significación del 5%, todos rechazan la hipótesis nula de normalidad,

[11] Para ver el resultado de los contrastes ir al anexo 8.3 Análisis de la normalidad.

incluso para niveles de significación del 1%. Por lo tanto, se puede concluir que las rentabilidades diarias de la cartera no siguen una distribución normal.

El gráfico Q-Q –QQ-plot, en inglés–, muestra como la mayoría de los datos tienden a coincidir con los cuantiles de la normal, en cuanto a valores cercanos a la media. No obstante, puede observarse las rentabilidades diarias, exhiben colas más pesadas que la distribución normal. Esto se hace evidente en los extremos inferior izquierdo y superior derecho del gráfico donde existen suficientes observaciones que evidencian como estos datos se alejan de la distribución gaussiana.

El siguiente paso involucraría tratar de estimar qué distribución de probabilidad se ajustaría mejor a las rentabilidades. Se puede intentar modelar la distribución de probabilidad subyacente en los precios del mercado y de las rentabilidades de los activos, pero en general es desconocida.

Una forma de aproximar la distribución, sería mediante métodos de estimación por máxima verosimilitud, o bien utilizando Kolmogorov-Smirnov test. No obstante, resulta prácticamente es imposible identificar con exactitud la distribución de las rentabilidades de activos.

Además, en función de la medida del riesgo que estemos interesados en obtener, deberemos utilizar toda la distribución empírica o bien únicamente la cola. El epígrafe 5.4. de esta sección está dedicado al estudio de la cola.

De entre el conjunto de distribuciones de probabilidad más asumidas en la práctica para las rentabilidades encontramos: la distribución normal, la distribución normal logarítmica, la distribución t-Student, la doble exponencial o distribución de Laplace.

Muchos modelos estadísticos están basados en modelar toda la distribución de probabilidad, donde las observaciones centrales dominan el proceso de estimación dada la escasez de valores extremos. En consecuencia, puede que se obtenga una buena aproximación de la distribución de los datos para eventos habituales, pero a la vez puede que sean impreciso para estimar la distribución de las colas.

La teoría del valor extremo (EVT), se centra explícitamente en analizar las regiones de las colas de las distribuciones, haciendo uso de las observaciones extremas. Un aspecto favorable de los métodos de la EVT es que no requiere asumir previamente distribución alguna de las rentabilidades, porque el resultado que fundamentalmente se obtiene al aplicarla identifica tres distribuciones posibles para eventos extremos, pero únicamente una para las colas pesadas en las rentabilidades, independientemente de la distribución global de éstas.

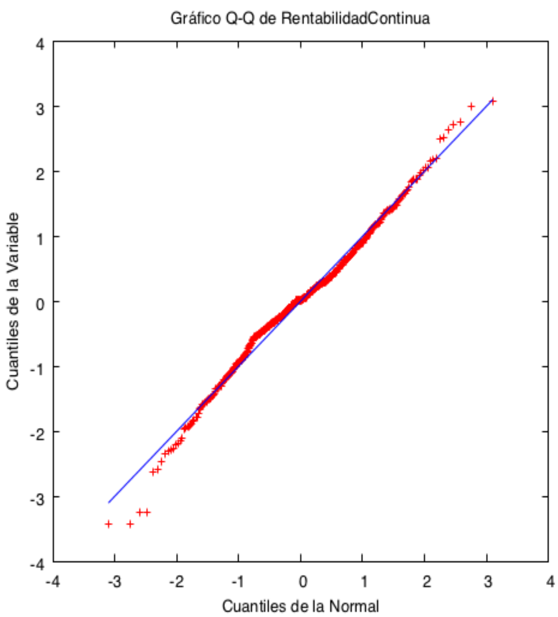

Gráfico 25: Gráfico QQ para las rentabilidades diarias de la cartera

5.2. Análisis del Valor en Riesgo

	90%	95%	99%	99,90%	99,99%	**Grados de Libertad de la t-student**
Probabilidad	10,00%	5,00%	1,00%	0,10%	0,01%	
VaR empiric	-0,92%	-1,21%	-1,87%	-2,49%	-2,50%	
VaR normal	-0,94%	-1,20%	-1,69%	-2,25%	-2,70%	
VaR t-student	-1,08%	-1,42%	-2,14%	-3,13%	-4,19%	12
VaR t-student	-1,29%	-1,73%	-2,80%	-4,63%	-7,14%	6
VaR t-student	-1,39%	-1,89%	-3,16%	-5,53%	-9,07%	5
VaR t-student	-1,58%	-2,19%	-3,85%	-7,37%	-13,38%	4
VaR t-student	-2,06%	-2,96%	-5,71%	-12,84%	-27,91%	3

Tabla 15: Valor en Riesgo de la cartera

En la tabla 15 quedan resumidos los valores que arrojan el $VaR^{10\%}$, el $VaR^{5\%}$, $VaR^{1\%}$, $VaR^{0,1\%}$ $VaR^{0,01\%}$, calculado de forma no-paramétrica y de forma paramétrica, asumiendo una distribución normal y bajo la hipótesis de que se comportan como una t-Student asumiendo cinco diferentes grados de libertad; 3,4,5,6 y 12, una vez realizada la correspondiente transformación de la desviación estándar.

Las caídas de la rentabilidad mínimas que pueden esperarse para un $VaR^{10\%}$ se encuentran en el intervalo [-0,92%, -2,06%] siendo el VaR de empírico el que menos pérdida predice, cercano al predicho asumiendo una distribución normal de los datos. Similarmente a lo que sucede con el resto de VaR para los distintos grados de libertad, a medida que éstos van decreciendo la pérdida esperada se va intensificando.

Dado que en la práctica el uso del $VaR^{5\%}$ y $VaR^{1\%}$ son recurrentes, resulta interesante detenerse más en ellos. Así pues, el VaR diario empírico indica que para un nivel de confianza del 5% podemos esperar una caída mínima de la rentabilidad de 1,21% cada 5 días, o lo que es lo mismo perder 49,57€.

Valores muy similares a los que predice el VaR asumiendo una distribución normal. A medida que se da más peso a las colas reduciendo los grados de libertad, el valor de pérdida máxima que predice el VaR va incrementándose. [-1,21%, -2,96%]

Asumiendo un mayor nivel de riesgo, el $VaR^{1\%}$ alcanza a predecir una caída de la rentabilidad esperada superior o igual al 5,71%.

En los casos más extremos $VaR^{0,1\%}$ $VaR^{0,01\%,}$ se observa como el VaR es idéntico en el caso no-paramétrico, dado que este no es más que un cuantil de la distribución de pérdidas y beneficios. Sin embargo, asumiendo distribuciones de probabilidad, a medida que reducimos el nivel de confianza, el VaR predice valores fuera de las observaciones utilizadas. En el caso de la distribución normal, los valores que arroja son cercanos al VaR empírico (-2,5%) frente a los (-2,25% y -2,70%) respectivamente. No obstante, si asumimos una distribución t de student, a medida que se reducen los grados de libertad para estos niveles de confianza, la caída mínima de la rentabilidad que se puede esperar aumenta sustancialmente.

5.3. Análisis de la pérdida esperada o Expected Shortfall

	90%	95%	99%	99,90%	99,99%
Probabilidad	10,00%	5,00%	1,00%	0,10%	0,01%
CVaR empírico	-1,37%	-1,66%	-2,25%	-2,50%	-2,50%
CVaR normal	2,89%	5,78%	28,94%	289,33%	2892,97%

Tabla 16: Pérdida esperada de la Cartera

Una de las medidas del riesgo alternativas al VaR consiste en estimar la pérdida esperada o Expected Shortfall. En la tabla 16 quedan resumidos los valores que arroja su cálculo. Cabe destacar que el CVaR empírico, al ser una media de los rendimientos que quedan por debajo del VaR, tomados de los datos históricos disponibles, le resulta imposible predecir caídas superiores a valores que no estén contemplados en el conjunto de datos. Esto se hace evidente al examinar los valores predichos para probabilidades iguales al 0.10% y 0.01%, donde el CVaR es idéntico al valor que arrojaba el VaR (-2,50%).

Resulta más interesante y realístico el cálculo del CVaR asumiendo una distribución normal para las rentabilidades. En este caso, la media de pérdidas que podemos esperar una vez se ha superado el valor en riesgo, toma valores mayores en comparación a la alternativa anterior. Por ejemplo, para un nivel de confianza del 5%, el VaR se situaba en un -1,20%, de manera que, si superamos este valor, la media de las pérdidas esperadas es del 5,78%.

5.4. Estimación del peso de la cola

Las medidas que se han utilizado hasta ahora se centran principalmente en eventos que suceden con un 1% o 5% de probabilidad. En otras circunstancias, podemos estar interesados en niveles de probabilidad más extremos. En estos casos, se requieren técnicas más avanzadas – generalmente, las propuestas por la teoría del valor extremo (EVT).

Para estimar el peso de la cola en la distribución de probabilidad de las rentabilidades de la cartera, se realizará un ajuste no paramétrico mediante el estimador de Hill a través del método de máxima verosimilitud asumiendo que los datos se ajustan a una ley potencial.

Tal y como se exponía en la revisión de la literatura (Sección II), empíricamente existen pocos casos en que toda la distribución de valores de un conjunto de datos se ajuste a una ley potencial, sin embargo, existen evidencias en que la cola de la distribución puede ajustarse a una ley de potencias.

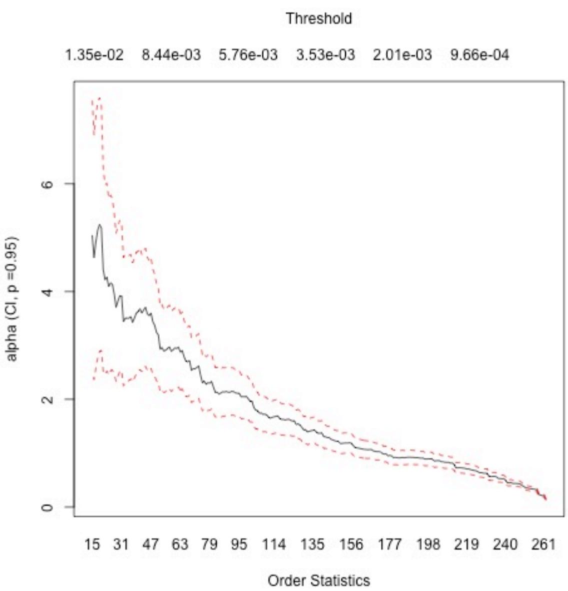

Gráfico 26: Estimador de Hill de la cartera

El primer paso para tratar de ajustar la cola de la distribución a una ley potencial es explorar el estimador de Hill para decidir el umbral o punto de corte a partir del cual ajustaremos la cola de la distribución para con ello calcular el tail index.

En el gráfico 25 se muestra el resultado del estimador de Hill con todas las observaciones de la cartera. En el eje de abscisas se muestran las observaciones; en el eje de ordenadas el valor que toma el estimador de Hill y en el eje superior se muestra el umbral correspondiente a los parámetros anteriores.
Es importante escoger adecuadamente el punto de corte o umbral a partir del cual se estimará el índice de la cola, dado que, si se escoge un valor muy bajo, se generará sesgo en la estimación, mientras que si se escoge un valor muy elevado del umbral se generará una alta varianza en la estimación.

Puede observarse como el estimador de Hill se estabiliza en el intervalo [3,4] para el valor del exponente, lo que corresponde a una rentabilidad de 0.01 aproximadamente, restando alrededor de 50 observaciones para caracterizar la cola. Tras lo expuesto anteriormente el cutoff o umbral escogido es 0.01.

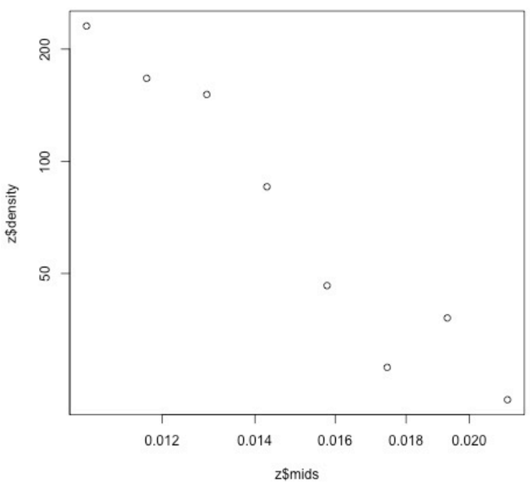

Gráfico 27: Distribución de la cola en escala logarítmica

El gráfico 26 muestra la distribución de la cola en escala logarítmica; donde recordemos que una ley potencial ($y = ax^k$) puede interpretarse como una línea recta en un gráfico doble-logarítmico, ya que también puede expresarse como $\log(y) = k\log(x) + \log(a)$ que es la ecuación de una línea recta.

Una primera aproximación para estimar el exponente de la cola de la distribución sería utilizar una regresión lineal de la recta observada en el gráfico anterior. El resultado de dicha regresión es el siguiente:

Coefficients:
(Intercept) log(z$mids)[3:6]
-19.65 -5.67

Donde recordando que la función de densidad de una ley potencial es:

$$f(x) = L(x)x^{-(k+1)}.$$

El valor del exponente estimado a través de una regresión lineal sería k=4,67. No obstante, los resultados de este método no son del todo fiables dado que las estimaciones que se obtienen suelen estar sesgadas.

Un método más adecuado para estimar el exponente, es utilizando el método de máxima verosimilitud. Recordando la fórmula del estimador máximo verosímil de una ley potencial que, a su vez, se corresponde con el estimador de Hill expuesto en la revisión literatura:

$$\hat{k} = \frac{1}{n}\left[\sum_{i=1}^{n} \ln\frac{x_i}{x_{min}}\right]^{-1} \quad (14)$$

Sustituyendo en nuestro caso:

$$\hat{k} = \frac{1}{41}\left[\sum_{i=1}^{41} \ln\frac{rt_i}{0.01}\right]^{-1} \quad (15)$$

Siendo rt_i las rentabilidades que quedan por encima del umbral escogido. El resultado del estimador de Hill por el método de máxima verosimilitud arroja el siguiente valor:

$$\hat{k} = \frac{1}{41}\left[\sum_{i=1}^{41} \ln \frac{rt_i}{0.01}\right]^{-1} = 3.528818$$

En el gráfico 27 se muestra el estimador de Hill para la cola de la distribución. Del gráfico puede extrapolarse que el valor que toma el exponente de la cola de la distribución utilizando el estimador de Hill se estabiliza en el intervalo [3:5]

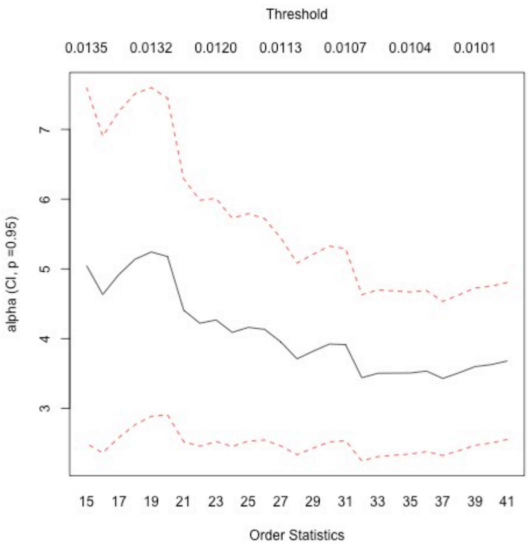

Gráfico 28: Estimador de Hill para la cola de la distribución

Los valores exactos del estimador de Hill se muestran en la tabla 18 del Anexo. Dado que el estimador máximo verosímil para una distribución ajustada a una ley potencial calculado anteriormente arrojaba un valor de 3.528818 muy cercano del 3,679909 que muestra el estimador computado mediante el software R-project, se tomará éste último como exponente característico de la distribución de la cola de la cartera.

5.5. VaR usando la teoría del valor extremo (EVT)

Tal y como se ha expuesto a lo largo del trabajo, existe un gran consenso sobre el hecho de que las distribuciones empíricas de las rentabilidades de títulos de renta variable están caracterizadas por presentar colas pesadas.

En este sentido, para modelar el proceso estocástico usando una aproximación paramétrica se ha de llevar a cabo por dos vías: o bien se utiliza una distribución leptocúrtica –por ejemplo, una t de Student– o bien se recurre a un modelo con volatilidad estocástica. Por supuesto, ambas estrategias se pueden combinar. El hecho de que se observen clusters de volatilidad tal y como se describió en la revisión de la literatura, justifica el uso de estos modelos.

Por este motivo, dado que la teoría del valor extremo dispone de herramientas para estimar las colas de una distribución, haciendo uso de dichas técnicas y asumiendo una distribución t de Student, se ha calculado del VaR de la cartera.

En el epígrafe anterior se describían los resultados del cálculo del índice de la cola de la distribución de las rentabilidades mediante el estimador de Hill, el cual se situaba en 3,679909, que a su vez constituirá los grados de libertad que se conceden a la distribución t de Student para calcular el VaR.

	90%	95%	99%	99,9%	99,99%
Prob.	10,00%	5,00%	1,00%	0,10%	0,01%
VaR	-1,77%	-2,54%	-4,89%	-10,99%	-23,88%

Tabla 17: VaR usando la teoría del valor extremo (EVT)

En la tabla 17 se ofrecen los valores que arroja el VaR asumiendo una distribución t de Student con 3,67 grados de libertad. Si se escogen los niveles de confianza habituales del 5% o del 1%; se puede esperar una pérdida igual o superior al 2,54% y 4,89%, respectivamente.

SECCIÓN VI. CONCLUSIONES

Tras las secciones anteriores en que se revisaba la literatura sobre riesgos financieros, técnicas y herramientas estadísticas para abordar en la práctica su estudio; presentar el conjunto de datos, así como la metodología que se ha utilizado para exponer los resultados, restan las conclusiones de este trabajo en que se revisan la consecución de los objetivos planteados en la introducción.

El principal objetivo de este estudio, era medir el riesgo de pérdida de una cartera de acciones. Para ello, se utilizaron diez valores de empresas nacionales e internacionales que cotizaban en el mercado continuo, escogidas a través de la recomendación de compra que habían emitido analistas e inversores en distintos rotativos electrónicos. La estimación del riesgo de pérdida se ha llevado a cabo principalmente mediante el estudio del valor en riesgo (VaR). Asimismo, se han utilizado y expuesto otras medidas del riesgo alternativas, tales como la semi-varinza y semi-desviación típica de la distribución de la cola.

De la revisión de la literatura se desprendía que existe un amplio consenso acerca de que la distribución de probabilidad de las rentabilidades exhiben colas pesadas (*fat tails)*. Hecho que muestra evidencia en contra de la suposición inicial en la teoría financiera de que las rentabilidades de las acciones podían ajustarse fácilmente a una distribución normal. Esta suposición podría tener su fundamento en el hecho de que asumir una distribución normal es una implicación directa de la teoría del camino aleatorio de los precios que sigan las acciones[12].

En la práctica, se puede intentar modelar la distribución de probabilidad subyacente en los precios del mercado y de las rentabilidades de los activos, pero en general es desconocida.

En el epígrafe 5.1. se describía en profundidad los resultados que arrojaba el análisis de la distribución de la cartera, donde a través del histograma y mediante contrastes de hipótesis como el test de Jarque Bera entre otros, se rechazaba la hipótesis de que la distribución empírica de las rentabilidades de la cartera se ajustaran a una distribución normal.

El principal problema que presenta la distribución gaussiana es que no tiene en consideración las colas de la distribución; y aunque no exista una gran frecuencia de valores extremos, éstos suceden en la práctica.

El hecho de que las distribuciones de las rentabilidades de la cartera presentaran una distribución empírica con colas más pesadas que una distribución normal y, a su vez, un mayor apuntamiento en los datos, hacía necesario el uso de una distribución alternativa; en concreto, una distribución leptocúrtica. Existen diferentes distribuciones que por su función de densidad pueden resultar válidas para capturar el comportamiento que exhiben las rentabilidades.

Todas las herramientas que se han descrito se centran en eventos relativamente frecuentes. Por ejemplo, el cálculo del VaR suele aplicarse con un horizonte temporal diario.

[12] Esto se deduce de que, si los precios de las acciones siguen un camino aleatorio, entonces las rentabilidades deberían ser i.i.d. Y, si se recoge una muestra de tamaño suficiente, el teorema central del límite implica que en el límite las distribuciones de estas rentabilidades deberían ser gaussianas.

Sin embargo, muchas situaciones en finanzas dependen de eventos menos comunes, o más extremos. Por ejemplo, si se desea realizar identificar el peor resultado posible en el mercado en 10 años o identificar la probabilidad de que el tipo de cambio entre el euro y el dólar se aprecie un más de un 20%. Este tipo de cuestiones en finanzas requieren de técnicas y herramientas especializadas, y han sido abordadas usando los métodos discutidos en la teoría de valor extremo (EVT).

La distribución que se ha asumido para estimar el valor en riesgo de la cartera es una distribución t de Student. Inicialmente, en una primera aproximación se ofrecía el cálculo del VaR para cinco grados de libertad: tres, cuatro, cinco, seis y doces. A medida que se conceden más grados de libertad a una distribución t, menor peso se otorga a las colas y, en el límite, cuando los grados de libertad tienden a infinito, la distribución converge a una normal.

Por este motivo, como mayor sean los grados de libertad, menor importancia se otorga a los valores de las colas y menor es el riesgo predicho por el VaR. Esto hace que la selección de los grados de libertad que se concedan a la distribución sea crucial para obtener una estimación fiable del riesgo de pérdida de la cartera.

Para caracterizar la cola de la distribución e identificar los grados de libertad, utilizando la teoría del valor extremo y las técnicas en que se basa, se calculado el estimador de Hill por máxima verosimilitud ajustado a una ley potencial.

El resultado del procedimiento indicaba que el exponente –los grados de libertad que se han de conceder a la distribución t de Student era de 3,67. Resultado en línea con los grados de libertad que se suelen mostrar las distribuciones empíricas de rentabilidades de acciones.

No obstante, aunque se logre ajustar con significancia estadística la cola la distribución de las rentabilidades, hay que tener en cuenta que ésta no es estática. La distribución de las rentabilidades cambia con el tiempo, puesto que los precios de las acciones están influenciados por la situación económica, la política y las expectativas de los inversores, de manera que no se puede predecir el efecto que tendrán estos cambios en el precio.

En resumen, de la realización de este trabajo se ha constatado como la distribución empírica de las rentabilidades no siguen una distribución normal. Si se pretende analizar el riesgo de pérdida para eventos comunes, es necesario utilizar la totalidad de la distribución de probabilidad de las rentabilidades, existiendo múltiples distribuciones que puedan ajustarse a ellas, siendo conveniente utilizar distribuciones que tengan en cuenta el peso de las colas.

Si se está interesado en el análisis de eventos menos frecuentes, la teoría del valor extremo (EVT) dispone de herramientas capaces de abordar este asunto. En el caso de las rentabilidades de activos, una distribución de Fréchet cuyas colas siguen una ley potencial, tiene en consideración las colas pesadas que suelen presentar los activos financieros.

Por último, a pesar de que el valor en riesgo es una medida extendida en el ámbito financiero y de uso recomendado por instituciones, debido a su facilidad en el cálculo e implementación, presenta algunas debilidades y se ha de tener en consideración siempre como una medida complementaria a otros métodos de estimación del riesgo.

SECCIÓN VII. BIBLIOGRAFÍA Y REFERENCIAS

Beirlant, J., Dierckx, G., Goegebeur, Y. & Matthys, G. (1999). Tail index estimation and an exponential regression model.

Beirlant, J. Goegebeur, Y., Segers, J. & Teugels, J. (2004). Statistics of Extremes: Theory and Applications. John Wiley Sons.

Beirlant, J., Joossens, E. & Segers, J. (2005). Unbiased tail estimation by an extension of the generalized Pareto distribution.

Brooks, C. (2002). Introductory Econometrics for Finance. Chapters: 1, 2, 7 y 11

Chavez-Demoulin, V. (1999). Two problems in environmental statistics: Capture-recapture analysis and smooth extremal models. Ph.D. thesis. Department of Mathematics, Swiss Federal Institute of Technology, Lausanne.

Coles, S. (2001). An introduction to statistical modeling of extreme values. London: Springer-Verlag.

Csörgö, S. & Viharos, L. (1998). Estimating the tail index. In B. Szyszkowicz (Ed.). Asymptotic Methods in Probability and Statistics (pp. 833-881). Amsterdam: North-Holland.

Danielsson, J. (2011). Financial risk forecasting. The Theory and Practice of Forecasting Market Risk, with implementation in R and Matlab. Chapters: 1, 4 and 9.

Danielsson, J. & de Vries, C. G. (1997). Tail index and quantile estimation with very high frequency data. Journal of Empirical Finance, 4, 241-257.

Degen, M., Embrechts, P. & Lambrigger, D. (2007). The quantitative modeling of operational risk: between g-and-h and EVT. ASTIN Bulletin, 37, 265-291.

Drees, H., de Haan, L. & Resnick, S. I. (2000). How to make a Hill plot. Annals of Statistics, 28, 254-274.

Dutta, K. & Perry, J. (2006). A tale of tails: An empirical analysis of loss distribution models for estimating operational risk capital. Federal Reserve Bank of Boston, Working Paper No. 06-13.

Embrechts, P., Klüppelberg, C. & Mikosch, T. (1997). Modelling Extremal Events for Insurance and Finance. Berlín: Springer.

Gilli, M. & Kellezi, E. (2003). An application of extreme value theory for measuring risk. Geneva: Dept. of Economics and FAME , University of Geneva, 23.

Haan, L. de & Ferreira, A. (2006). Extreme value theory. An introduction. Springer Series in Operational Research and Financial Engineering. New York: Springer-Verlag.

Leadbetter, M. R. (1991). On a basis for "peaks over thresholds". Statistics and Probability Letters, 12, 357-362.

Malevergne, Y. & Sornette, D. (2006). Extreme financial risks. Berlín: Springer-Verlag.

Matthys, G. & Beirlant, J. (2000). Adaptative threshold selection in tail index estimation. In P. Embrechts (Ed.). Extremes and Integrated Risk Management (pp. 37-48). London: Risk Books.

McNeil, A. J. (1997). Estimating the tails of loss severity distributions using extreme value theory. ASTIN Bulletin, 27, 117-137.

McNeil, A. J. & Saladin, T. (1997). The Peaks over Thresholds Method for Estimating High Quantiles of Loss Distributions. In Proceedings of XXVII th International ASTIN Colloquium, pp. 23-43, Cairns, Australia.

McNeil, A. J., Frey, R. & Embrechts, P. (2005). Quantitative Risk Management: Concepts, Techniques and Tools. Princeton: Princeton University Press.

Moix, P.-Y. (2001). The measurement of market risk. Lecture Notes in Economics and Mathematical Systems 504. Berlin: Springer-Verlag.

SECCIÓN VIII. ANEXOS

8.1. Revisión de observaciones atípicas para todos los valores.

Valores Atípicos Graves										
Lím. Inferior	-4,30%	-5,51%	-3,13%	-3,49%	-2,57%	-3,17%	-5,35%	-4,35%	-3,77%	-3,92%
Lím. Superior	4,43%	5,27%	3,18%	3,52%	2,59%	3,17%	5,26%	4,33%	3,63%	3,81%

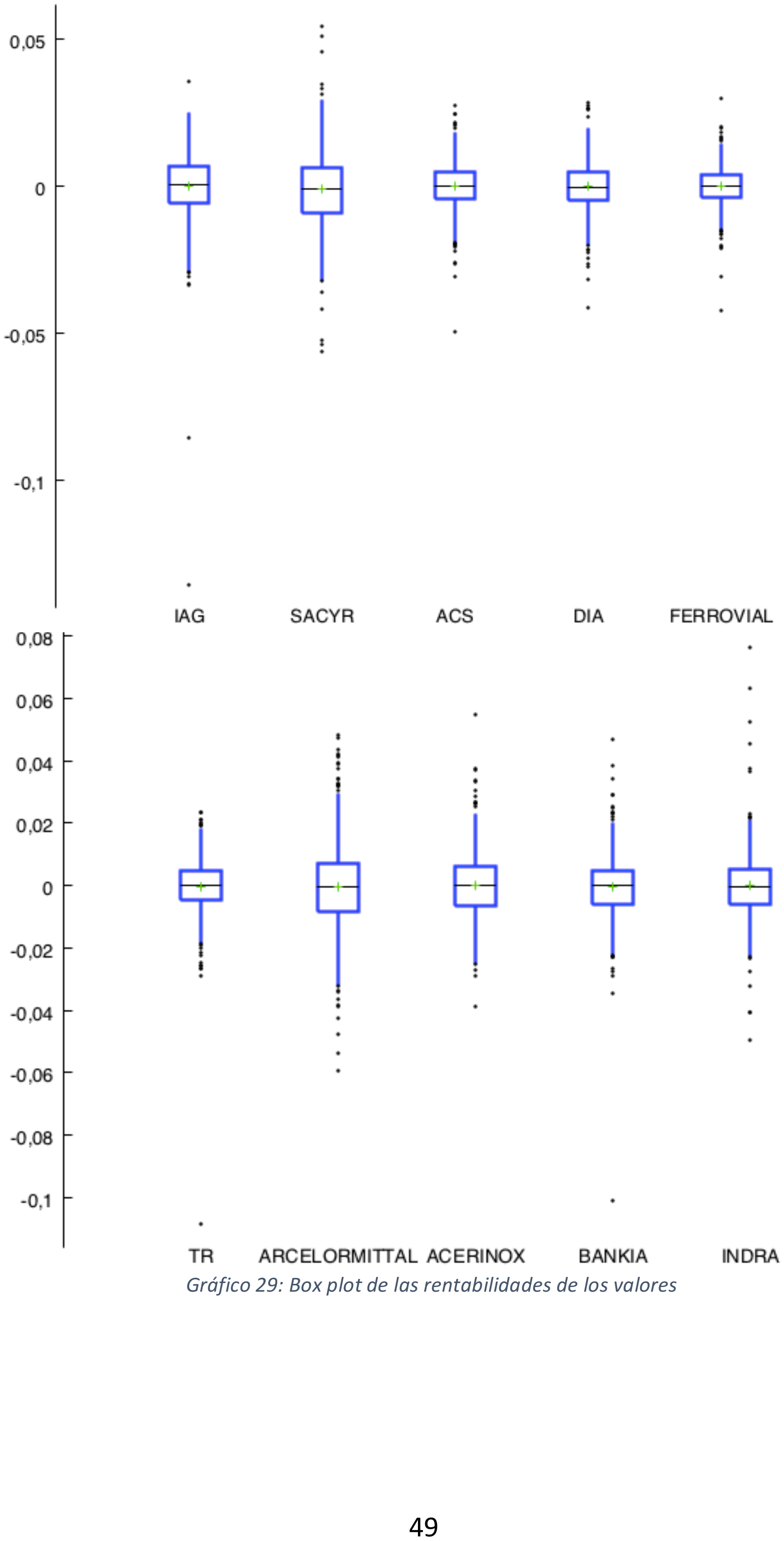

Gráfico 29: Box plot de las rentabilidades de los valores

8.2. Extractos de los rotativos electrónicos con las recomendaciones de compra

8.2.1. IAG

La compañía está sacando provecho del petróleo barato y su potencial es del 44%, según *Bloomberg*, que fija el precio objetivo en 10 euros por título desde los 7 actuales. [1]

IAG, beneficiada por la caída del precio del petróleo, el incremento del tráfico aéreo y las buenas perspectivas económicas tiene un 21,20% que ofrecer. Además, es el valor del Ibex 35 que más recomendaciones de compra acumula, un 78,6%. [2]

La aerolínea, fruto de la fusión entre Iberia y British Airways, destaca entre los valores más alcistas en el año. Avanza un 27% hasta los 7,86 euros. Aun así, podría escalar otro 13% hasta los 8,89 euros, según estimaciones del consenso. Además, el 76% de los analistas aconseja comprar y el 17%, mantener los títulos. [3]

8.2.2. SACYR

El grupo constructor español ocupa el primer puesto del ranking de valores con más potencial del Ibex 35, según el consenso de analistas de *Bloomberg*. Los expertos han fijado un precio objetivo medio de 2,32 euros por acción, lo que supone un recorrido alcista del 53% respecto a los actuales precios de cotización. Algunos expertos como Ahorro Corporación son más optimistas con el valor al que dan un objetivo de 4 euros. [1]

El siguiente valor en cuanto a potencial de retorno es Sacyr, para el que tiene por delante una subida del 30,30% hasta alcanzar los 4,47 euros de precio objetivo medio. Cuenta con un 61,1% de recomendaciones de compra por parte de los analistas después de perder un 18,1% en los últimos doce meses. [2]

Sacyr vive un momento dulce en Bolsa. Avanza un 40,45%, hasta los 4,02 euros y podría escalar otro 17%, hasta los 4,73 euros. [3]

8.2.3. ACS

El grupo constructor y de servicios presidido por Florentino Pérez ofrece un potencial alcista del 46% respecto al precio objetivo medio de *Bloomberg*. Desde Sabadell explican que ACS “es la primera constructora del mundo por volumen de negocio internacional y la más diversificada de las constructoras globales. Geográficamente desataca poco el peso de emergentes”. Entre los riesgos, los expertos de la firma destacan que “el precio actual del crudo podría acarrear retrasos o cancelaciones de carteras”. Las acciones de ACS pierden en el año un 18%. [1]

ACS, con una capacidad de retorno futuro del 23,8% hasta los 34,36 euros y con más de la mitad del mercado a su favor. Sin embargo, no todo son luces en ACS. “Las cifras del primer trimestre de 2015 fueron algo débiles, con un mal comportamiento del capital circulante”, continúa la analista de Renta 4. A esto habría que sumarle que “la cotización recogió a principios de año de forma positiva la salida a bolsa de su negocio de renovables, pero las cifras del 1T15 generaron dudas sobre los próximos trimestre”, concluye. [2]

ACS, que cuenta con la recomendación de compra del 45% de los analistas mientras que el 55% restante aconseja mantener. Los expertos valoran positivamente la salida a bolsa de su filial de renovables Saeta Yield, ya que le permitirá, junto a otras desinversiones, acabar el año con una ratio deuda neta/ebitda de 1,2 veces, frente a las 1,5 veces de 2014. [3]

8.2.4. DIA

La cadena de supermercados escala un 31,6% en lo que va de año, hasta los 7,4 euros. El pasado 13 de abril tocó máximos históricos en los 7,65 euros. El valor se ha dado un respiro desde entonces y corrige un 3%. El 64% de las firmas de análisis recomienda comprar y el 26% mantener. Los analistas de Barclays consideran que la compañía ofrece un potencial de crecimiento superior al del resto de las empresas del sector en Europa y, además, cotiza con un atractivo descuento, con un PER previsto para 2015 (precio/beneficio por acción) de 15,7 veces, frente a las 18,5 veces de la media de sus competidoras.

Dia ganó 329 millones de euros en 2014, un 57% más que un año antes. En el mercado ibérico las ventas crecieron un 4% gracias a la integración del supermercado El Árbol, aunque en términos comparables (like for like) retrocedieron un 6,7%. Los expertos de la firma británica creen que esta variable permanecerá en terreno negativo en 2015, pero que irá mejorando paulatinamente trimestre a trimestre gracias a que la deflación alimentaria (el principal lastre de la compañía en 2014) será significativamente inferior este año.

Entre los principales puntos a favor de la compañía figura su política de remuneración al accionista. Dia pagará 0,18 euros con cargo a 2014, un 12,5% más que en el ejercicio anterior. [3]

8.2.5. FERROVIAL

Ferrovial también destaca entre las más alcistas en el año. Sube un 21,31%, hasta los 19,62 euros, con lo que cotiza en zona de máximos históricos.

El 71% de las firmas de análisis sigue apostando por el valor y aconseja comprar. Tras el rally vivido hasta ahora su potencial alcista se ha reducido, aún así supera el 8% con un precio objetivo de 21,32 euros, según el consenso. Consideran que podría escalar un 12% hasta el entorno de los 22 euros. Los analistas valoran la capacidad de la compañía para sorprender positivamente con sus resultados. En 2014 ganó 402 millones de euros, batiendo las estimaciones del consenso.

Entre sus puntos fuertes, los expertos de Beka Finance destacan el futuro prometedor de la autopista North Tarrant Express (NTE) en Texas, la recuperación del tráfico en las carreteras españolas y la buena evolución de la autopista canadiense 407. Por otro lado, los analistas valoran los ingresos recurrentes y la posición financiera de la compañía. Ferrovial cuenta con 4.000 millones de liquidez y más de 2.600 millones de caja, con lo que ha dejado la puerta abierta a realizar nuevas inversiones para crecer en proyectos e impulsar el crecimiento del grupo, algo que podría servir de catalizador para el valor en el medio plazo, apuntan desde Renta 4. [3]

8.2.6. TÉCNICAS REUNIDAS

Técnicas Reunidas está resurgiendo en Bolsa. El valor repunta un 15,4% en lo que va de año, hasta los 41,08 euros. El buen tono de la compañía, centrada en proyectos de ingeniería para el sector de gas y petróleo, está ligado a la recuperación del crudo en 2015.
El Brent, repunta un 14,3% en lo que va de año, hasta los 65 dólares, tras el desplome del 55% que vivió en 2014. "La volatilidad actual en los mercados del crudo puede afectar negativamente a Técnicas, que podría sufrir retrasos en algunos proyectos. La empresa acumula adjudicaciones de 800 millones de euros en el año, en torno a un 25% de las previsiones del consenso para el conjunto de 2015: un proyecto de gas en Abu Dabi (620 millones) y una planta de dióxido de titanio en Canadá (180 millones).

Desde Banco Sabadell señalan a su vez la posición de caja neta de 664 millones de euros, que le permitirá llevar a cabo nuevos proyectos. Por otro lado, los expertos de Carax Alphavalue destacan el fuerte descuento al que cotiza, con un PER
de 16 veces, frente a las 37 veces de la media del sector en Europa. [3]

8.2.7. ARCELORMITTAL

Arcelormittal, que ha sufrido un castigo del 20% desde julio de 2014, ocupa el tercer puesto en el ranking de oportunidades del Ibex 35 con un potencial del 28,2% en base a los 10,74 euros de precio objetivo que le dan los analistas de *Bloomberg*. Es por ello que el 54,3% de los mismos aconsejan "sobreponderar" en la cartera la minera. [2]

ArcelorMittal se cuela entre los valores con mejores recomendaciones. En el año sube un 3,88%, hasta los 9,4 euros y podría escalar otro 6%, hasta los 10,5 euros, según el consenso de expertos. La evolución de la acerera está muy vinculada a las perspectivas para la economía mundial y, muy especialmente, para China. En este sentido, el mercado se muestra optimista ante la posibilidad de que el gigante asiático implemente medidas de estímulo. Además, la compañía también se beneficiará del repunte en el precio del mineral de hierro, que rebota un 18,5% desde los mínimos anuales que tocó en abril. [3]

8.2.8. ACERINOX

Con un 70,8% de los analistas recomendando "comprar" y un 25% mantener, la joya de la corona del mercado español en estos momentos es Acerinox. Sus acciones cotizan en el entorno de los 11 euros y el precio objetivo medio se encuentra en los 16,43 euros, con lo que ofrece un potencial de subida del 41%. Además, los que compraron hace un año sólo han tenido que asumir pérdidas del 1,9% -a cierre del jueves-, aunque los que entraron en máximos de marzo han soportado un descenso del 25%.
Y es que "se encuentra claramente ante uno de los escenarios más favorables de los últimos años", asegura César Sánchez-Grande en la guía *small cap* de Ahorro Corporación en la que recomienda "comprar" y establece un precio objetivo de 19,20 euros. Una tesis que se basa en las buenas perspectivas de demanda; en la implantación de medidas *antidumping* en Europa contra la entrada de producto de China y Taiwán, que deberían

generar una mejora del apalancamiento operativo por un incremento de las tasas de utilización de las plantas de Algeciras y Columbus y una subida de los precios base en Europa; y por el impacto positivo de la depreciación del euro frente al dólar. [2]

8.2.9. BANKIA

Es el banco del Ibex 35 con más potencial, del 49%, de acuerdo con el consenso de analistas recopilado por *Bloomberg*, que prevé un recorrido alcista de la acción desde los 0,76 euros hasta los 1,13 euros.
Con este valor, los analistas se muestran bastante divididos y mientras firmas como Berenberg aconsejan vender, Mirabaud o Kepler optan por comprar. Las cuentas de la entidad superaron las previsiones de algunos analistas al ganar 1.400 millones de euros en 2015, un 39% más, cumpliendo con los objetivos del plan estratégico. [1]

8.2.10. INDRA

Se cuela entre los diez valores del Ibex 35 con más potencial alcista, del 30%, con un precio objetivo a 12 meses de casi 11 euros. A la espera de que presente sus cuentas correspondientes a 2015 el próximo lunes, los últimos resultados trimestrales fueron por encima de lo esperado marcados por el fuerte crecimiento de las ventas en España, según señalaba en un informe Banco Sabadell. [1]

8.3. Contrastes de normalidad de la cartera, cálculo del expected shortfall y valores del estimador de Hill en la cola de la distribución.

```
Contraste de normalidad de RentabilidadContinua:

 Contraste de Doornik-Hansen = 14,3474, con valor p  0,000766489

 W de Shapiro-Wilk = 0,988381, con valor p  0,000379022

 Contraste de Lilliefors = 0,0614024, con valor p  ~= 0

 Contraste de Jarque-Bera = 17,5395, con valor p  0,000155364
```

Tabla 16: Contrastes de normalidad de la cartera

```
> #Asignando Valor a las probabilidades
> p <- c(0.1, 0.05, 0.01, 0.001, 0.0001)
>
> #Cálculo del VaR
> VaR <- qnorm(p, mean=0.00007121, sd=0.00725)
>
> #Asignando valor y desviación
> sigma <- 0.00725424562152694
> value <- 4091.45396
>
> # Cálculo de ES
> ES <- sigma*dnorm(qnorm(p, mean=0.00007121, sd=sigma))/p*value
>
> #Resultados VaR, ES, y ES en porcentaje
> VaR
[1] -0.009220039 -0.011853979 -0.016794812 -0.022332974 -0.026891660
> ES
[1]    118.4027    236.7988   1183.9099  11837.8153 118364.8559
> (ES/value)*100
[1]    2.893902    5.787643   28.936167  289.330282 2892.977828
```

Tabla 19: Cálculo del Expected Shortfall

X
[1] 41 40 39 38 37 36 35 34 33 32 31 30 29 28 27 26 25 24 23 22 21 20 19 18 17 16 15
Y
[1] **3.679909** 3.626867 3.598249 3.509259 3.428210 3.533791 3.506571 3.504550 3.502566 3.438323 3.913457
[12] 3.921284 3.819637 3.709281 3.951413 4.132218 4.161051 4.089273 4.266762 4.220061 4.407579 5.177320
[23] 5.241996 5.138604 4.920164 4.632023 5.047381

Tabla 18: Valores del estimador de Hill en la cola de la distribución