



**Universidad
Zaragoza**

Trabajo Fin de Máster

Máster Universitario en Contabilidad y Finanzas

Aplicación del Value at Risk al análisis de estilos de fondos de inversión españoles

Autora:

Sonia Marqués Godó

Directores:

Dra. María Pilar Portillo Tarragona

Dr. Luis Alfonso Vicente Gimeno

Facultad Economía y Empresa

2014/2015

Aplicación del Value at Risk al análisis de estilos de fondos de inversión españoles.

Abstract

Este estudio empírico es una mejora y una actualización del trabajo de *Papadamou y Stephanides (2004)*. En primer lugar, el análisis de estilos de *Sharpe (1992)* se usa para descomponer el rendimiento del fondo en tres clases de activos referentes a la liquidez, renta fija y renta variable. Posteriormente, la medida *Value at Risk (VaR)*, a través del método de Simulación de MonteCarlo, se aplica para estimar el riesgo de los índices de referencia con el fin de obtener el VaR estratégico de cada fondo de inversión. Este VaR es el que permite a los inversores tener controlado el riesgo del fondo lo que les ayuda a hacer previsiones en sus carteras.

Palabras clave: Value at risk, análisis estilos, riesgo, fondos de inversión, simulación Montecarlo.

This empirical study improves and updates the paper of the *Stephanides and Papadamou (2004)*. First, the return-based style analysis (*Sharpe, 1992*) is used to separate the fund into three classes of assets relate to cash, bonds and stocks. Then, Value at Risk (VaR), using MonteCarlo simulation, is applied to estimate the risk of the style benchmarks to obtain the strategic VaR of each mutual fund. This individual VaR allows fund managers to control the risk of the fund which helps them to manage better their portfolios.

Keywords: Value at risk, style analysis, risk, mutual funds, MonteCarlo simulation.

ÍNDICE

1. INTRODUCCIÓN	7
2. DEFINICIÓN DE VALUE AT RISK	12
3. METODOLOGÍA.....	14
3.1. CÁLCULO DEL VAR.....	14
3.1.1. Método simulación histórica	14
3.1.2. Método Varianza-Covarianza	17
3.1.3. Método simulación de MonteCarlo	20
3.2. ANÁLISIS DE ESTILOS.....	22
4. SELECCIÓN DE LA MUESTRA.....	25
5. ANÁLISIS EMPÍRICO	27
6. CONCLUSIONES	37
BIBLIOGRAFÍA	38
ANEXO I: Trabajos empíricos citados sobre VaR: elementos fundamentales.....	41
ANEXO II: Tabla con las simulaciones del método de MonteCarlo (3.1.3).	42
ANEXO III: Distribuciones de frecuencias de los logaritmos de las rentabilidades los tres índices y gráficos Q-Q plots para contrastar normalidad.....	43

ÍNDICE DE GRÁFICOS

Gráfico 1: TIPOS DE INTERÉS medias mensuales	7
Gráfico 2: Cálculo del VaR.....	12
Gráfico 3: Rentabilidades de las acciones de Repsol	15
Gráfico 4: Distribución de las rentabilidades en percentiles de Repsol.....	15
Gráfico 5: Histograma de las rentabilidades de Repsol.....	18
Gráfico 6: Betas de estilos de los 60 períodos para los 49 fondos.....	29
Gráfico 7: Distribución de frecuencias y Q-Q <i>plot</i> de l_1	30
Gráfico 8: Distribución de frecuencias y Q-Q <i>plot</i> de l_2	30

Gráfico 9: Distribución de frecuencias y Q-Q <i>plot</i> de I_3	30
Gráfico 10: VaR estimados con un 95% de confianza de los tres índices en 60 períodos	32
Gráfico 11: VaR estratégico estimado 95% confianza para los 49 fondos en 60 períodos....	34
Gráfico 12: Promedio VaR estimado vs VaR Real 95% confianza para cada fondo	36
Gráfico 13: Promedio VaR estimado vs VaR Real 99% confianza para cada fondo	36
Gráfico 14: Distribución de frecuencias I_1	43
Gráfico 15: Q-Q de I_1	43
Gráfico 16: Distribución de frecuencias I_2	43
Gráfico 17: Q-Q de I_2	43
Gráfico 18: Distribución de frecuencias I_3	43
Gráfico 19: Q-Q de I_3	43

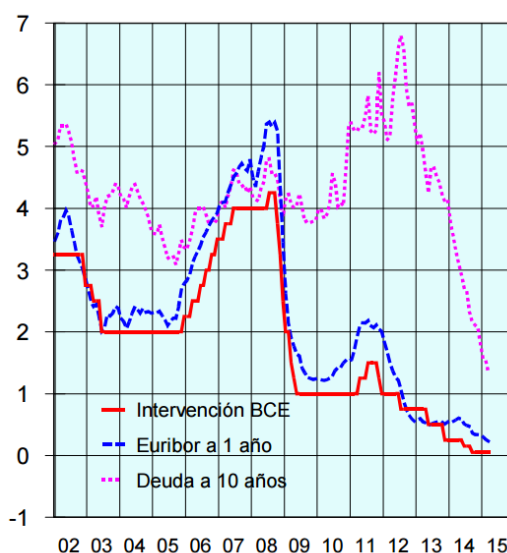
ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1: Simulación histórica de Repsol	16
Tabla 2: Resultados VaR de Repsol con la simulación histórica	17
Tabla 3: Media y desviación estándar de Repsol	18
Tabla 4: Estadísticos descriptivos de Repsol	18
Tabla 5: Resultados VaR de Repsol con el método de Varianza-Covarianza	19
Tabla 6: Rentabilidades de los títulos Ferrovial, Mediaset y Repsol	19
Tabla 7: Parámetros iniciales.....	20
Tabla 8: Simulación de las rentabilidades históricas.....	21
Tabla 9: Media, mediana y desviación estándar de las simulaciones.....	22
Tabla 10: Resultados VaR con la simulación de MonteCarlo	22
Tabla 11: Matriz de correlaciones de las rentabilidades de los índices	26
Tabla 12: Muestra de las betas estimadas	28
Tabla 13: Estadísticos descriptivos y contrastes de <i>Jarque-Bera</i> de los tres índices	29
Tabla 14: Muestra de los VaR de los tres índices	31
Tabla 15: VaR MonteCarlo vs VaR simulación histórica	33
Tabla 16: Tabla resumen datos agregados.....	34

1. INTRODUCCIÓN

Recientemente, hemos pasado por un período de crisis económica y financiera mundial que tuvo su origen en el año 2007 en Estados Unidos. Siguiendo a *Rodríguez et al. (2010)*, las principales causas fueron el auge de una expansión artificial del ámbito financiero con la creación de nuevos productos financieros y el hundimiento de los activos hipotecarios. Todo ello, empezó por la gran facilidad para obtener créditos (hipotecas *subprime*) y tuvo consecuencias muy negativas en muchos bancos en Estados Unidos y Europa. Para intentar mejorar esta situación, el Banco Central Europeo (BCE) inició una bajada de los tipos de interés hasta rozar el 0%, como se puede observar en el gráfico (1). Debido a la crisis de deuda provocada por el estímulo fiscal anticíclico y el saneamiento bancario de los países periféricos de la Unión Europea, BCE decidió intervenir recientemente en los mercados financieros con una compra masiva de bonos denominada expansión cuantitativa.

Gráfico 1: TIPOS DE INTERÉS medias mensuales



Fuente: *Síntesis de Indicadores Económicos (Informe Trimestral) Febrero 2015*

Han cambiado muchas variables en el término inversión en los últimos años. Esta serie de cambios que ha experimentado el entorno económico y financiero actual, como las bajadas a mínimos históricos de los tipos de interés, implican que exista una necesidad de encontrar una buena relación en el binomio rentabilidad-riesgo. De acuerdo con *Markowitz (1952)*, el riesgo y la rentabilidad son dos elementos fundamentales de una inversión. Una de las hipótesis del modelo de Valoración de Activos de Capital (CAPM) es que el inversor sigue un comportamiento racional, es decir, el objetivo del inversor es siempre conseguir la máxima rentabilidad asumiendo el mínimo nivel de riesgo. Por esta razón, para estructurar correctamente una buena inversión, es necesario determinar dos parámetros: el horizonte temporal y el perfil de riesgo. Este segundo parámetro considera la tolerancia al riesgo de

cada inversor, es decir, ayuda a definir en qué categoría de perfil de riesgo se encuentra (perfil agresivo, moderado o conservador). De este modo, es importante conocer el nivel de riesgo de cada inversor para encontrar la inversión adecuada según cada perfil de riesgo.

El análisis del riesgo consiste en identificar cuáles son los factores que determinan que los rendimientos sean variables y en medir cuanto de volátiles son. Una de las medidas más empleadas para medir el riesgo es la desviación estándar de la distribución de los rendimientos históricos. Esta medida estadística, denominada en finanzas como la volatilidad de las ganancias o pérdidas, permite reflejar la dispersión de las observaciones sobre su media y es una buena aproximación para cuantificar el riesgo asumido en una inversión. Otra medida del riesgo es la Beta de una cartera que a diferencia de la desviación estándar, indica su sensibilidad a los movimientos del mercado, que se expresa mediante un índice de referencia. Esta beta es la que se calcula mediante el modelo de mercado propuesto por *Sharpe (1963)* y es representativa del riesgo sistemático de una cartera.

Disponer de información de riesgo de la cartera permite a los inversores hacer presupuestos o previsiones de riesgo. Por esta razón, la gestión de riesgos es necesaria ya que consiste en tomar buenas decisiones siguiendo una serie de estrategias para conseguir manejarlo y reducirlo. Así, crece la necesidad de disponer de herramientas que permitan determinar de forma cuantitativa el riesgo asumido. Una metodología comúnmente utilizada es la denominada *Value at Risk (VaR¹)*.

El primero que lo utilizó fue *JPMorgan (1994)* en *RiskMetricsTM* para medir el riesgo de sus carteras o *portfolios*. Desde entonces, su uso se ha generalizado. Por ejemplo, *Alexander y Baptista (2003)* desarrollan una medida basada en VaR de desempeño de la cartera conocida como relación de recompensa al VaR y muestran las diferencias entre la toma de decisiones de los gestores basadas en la medida VaR y basadas en el Ratio de *Sharpe (1966)*. La mayor ventaja de esta medida es que proporciona la probabilidad y la magnitud de las pérdidas. Las aplicaciones² del VaR son muy amplias. El VaR es una herramienta muy utilizada en las entidades financieras como por ejemplo en los trabajos de *Cassidy y Gizycki (1997)*, *Schreiber et al. (1999)* y *Alfaro et al. (2008)*.

Un segundo ámbito de aplicación de las metodologías del VaR es como en el trabajo de *Johnson (2001)*, donde lo aplica sobre activos individuales como acciones, bonos con y sin cupones, *forwards* y *swaps*. A parte, también realiza un análisis de las volatilidades de datos mensuales de tres bancos chilenos.

¹ El *Value at Risk* se traduce en español como Valor en Riesgo (VeR) pero se utiliza siempre su abreviatura VaR.

² Ver el cuadro del Anexo (I) con los elementos fundamentales de los trabajos empíricos citados sobre VaR.

Siguiendo con esta línea, trabajos donde se aplican las metodologías VaR sobre acciones y carteras tenemos por ejemplo *Mascareñas (2008)* que lo aplica sobre acciones que pertenecen al IBEX-35, *Menichini (2004)* lo aplica a una cartera de activos financieros de diez acciones que forman parte del índice Merval, Bolsa de Comercio de Buenos Aires; y *Angelidis y Benos (2008)* aplican las metodologías VaR a acciones y a dos carteras griegas. Los tres trabajos utilizan datos diarios. Otro ejemplo de esta aplicación a acciones es el trabajo de *Baharul-Ulum et al. (2014)* en el cual se calcula el VaR que está integrado con modelos basados en GARCH para estimar el riesgo del mercado bursátil de Malasia. Por otra parte, *Vlaar (2000)* realiza un estudio empírico con datos de carteras de bonos de Holanda de frecuencia cada 10 días. En él, asume distribución normal sobre todo por las ventajas que tienen los cálculos del VaR siguiendo este tipo de distribución, y por otro lado, asume distribución t-student con 5 grados de libertad.

Trabajos que aplican la metodología a índices son por ejemplo *Huang y Lin (2004)* que lo aplican a datos diarios de futuros de índices de acciones del mercado de Taiwan; y *Angelidis et al. (2004)* utilizan el modelo GARCH para las estimaciones del VaR con datos diarios de cinco índices.

Es interesante evaluar el riesgo de exposición del fondo de inversión o de la cartera dentro del mercado. Se entiende por riesgo de mercado aquel riesgo en que el inversor puede incurrir en pérdidas por un cambio causado por subidas o bajadas de los tipos de interés, variaciones en los precios de las acciones, variaciones en los tipos de cambio, etc. En definitiva, todo aquello que provoca cambios en el valor de mercado de las posiciones mantenidas. Como señala *Farías (2014)*, “las empresas deben tomar riesgos si desean prosperar o sobrevivir. La responsabilidad principal de la gestión del riesgo es entender el portafolio de riesgos que la empresa está actualmente tomando y los riesgos que planea tomar en el futuro. La empresa debe decidir si los actuales riesgos son aceptables y, si no son, qué acciones se deben tomar. La gestión del riesgo se ha hecho cada vez más importante a través de las décadas”. Este hecho, es igualmente extrapolable a la gestión de los riesgos de una cartera financiera como señalan *Knop et al. (2003)*. En nuestro estudio, nos centraremos en la aplicación del VaR a fondos de inversión.

Como se indica en la Comisión Nacional del Mercado de Valores (CNMV), un fondo de inversión es un patrimonio sin personalidad jurídica, formado por las aportaciones de una serie de inversores o partícipes. El patrimonio está administrado por una sociedad gestora de instituciones de inversión colectiva. Los fondos de inversión pueden proporcionar el sistema correcto de conseguir aquel rendimiento esperado, asumiendo el riesgo adecuado según el tipo de inversor. Tienen como ventajas la diversificación, su liquidez y su seguridad. Además, están muy favorecidos desde la vertiente fiscal ya que las gestoras de fondos pagan por éstos un impuesto de sociedades mínimo. Por el contrario, sus

inconvenientes son las comisiones de gestión así como la incertidumbre sobre cómo se materializa la política de inversiones y el desconocimiento del rendimiento final.

Hay muchos autores que han realizado estudios aplicando esta metodología del VaR a fondos de inversión como *Yapur et al. (2004)* que calculan el Value at Risk de dos fondos de inversión de Colombia utilizando datos quincenales. *Feng (2008)* utiliza el índice tradicional de *Sharpe (1966)* con la desviación estándar como una variable de riesgo comparada con el VaR como la sustituta para la desviación estándar en los fondos de inversión chinos con el fin de encontrar una mejor medida de performance. La mayoría de autores utilizan en sus muestras datos diarios para realizar sus estudios, como los citados a continuación: *Michail (2009)* utiliza la medida VaR para los fondos de inversión griegos, y *Mohammadi et al. (2014)* para fondos de Irán. Este último, utiliza el modelo GARCH y la simulación de MonteCarlo para medir el riesgo de los fondos.

En último lugar, el VaR se aplica a *Hedge funds* o fondos de inversión libres como en los trabajos de *Füss et al. (2007)* y *Jorion (2006)*. En el segundo, se explica cómo los métodos de cálculo del VaR se pueden utilizar para medir y controlar el riesgo de mercado de los fondos de inversión libres ya que los métodos de medición de riesgo tradicionales para fondos de inversión de alto riesgo son limitados.

Una vez expuestas las diferentes aplicaciones del VaR, es interesante remarcar que existen diferentes metodologías para el cálculo del VaR: por ejemplo, *Barone-Adesi et al. (2001)* se basa en la simulación histórica y en cambio, *Nyssonov (2013)* realiza un estudio empírico sueco utilizando modelos GARCH para las estimaciones del VaR para cinco índices y a cuatro carteras usando datos diarios. En este trabajo, se empieza con la utilización del método delta-normal y del método de simulación histórica, acabando con la metodología de simulación de MonteCarlo como los trabajos de *Mascareñas (2008)* y *García y Martínez (2005)* aunque en este segundo, también se valora el método delta-gamma.

En nuestro trabajo nos centraremos en la mejora y actualización del trabajo de *Papadamou y Stephanides (2004)*, el objetivo del cual es la evaluación del VaR de fondos estadounidenses de renta variable que invierten en Europa, a través del análisis de estilo que aparece vinculado al concepto de gestión estratégica de una cartera.

El objetivo de nuestro estudio empírico es evaluar el modelo de riesgo basado en el análisis de estilos. De esta forma, en nuestro trabajo aplicaremos la metodología del VaR utilizando datos de fondos de inversión del mercado español y analizaremos sus estilos de gestión. De esta manera, mejoraremos aspectos de la metodología de estilos propuesta por *Papadamou y Stephanides (2004)* que concretaremos más adelante. Por lo tanto, vamos a comprobar que el método de control del riesgo de las inversiones utilizado es un

procedimiento seguro al momento de tomar las decisiones de inversión, a partir de la aplicación VaR al análisis de estilos de *Sharpe (1992)*. Para ello, en primer lugar, realizaremos el análisis de estilos de Sharpe, en segundo lugar, aplicaremos la metodología VaR sobre tres índices de referencia y finalmente, obtendremos las rentabilidades estratégicas VaR de cada fondo de inversión.

De este tipo de estudios empíricos tenemos el trabajo de *Lau (2005)* que también realiza el análisis de estilos de *Sharpe (1992)* en fondos de inversión de renta variable usando datos diarios aparte de usar también la medida de riesgo *Value at Risk*. Con esto es relevante señalar que no hay muchos trabajos de este tipo aplicados a datos del mercado español, sí que los hay que apliquen metodologías diversas del VaR pero no que además hagan análisis de estilos. Por un lado, podemos encontrar el trabajo de *Fernández y Matallín (1999)* cuyo objetivo es la evaluación de los resultados de los fondos de inversión en España, a través del análisis del estilo del fondo. Y por otro lado, podemos encontrar el trabajo de *Hernández (2003)* que cuantifica el VaR con el fin de medir el riesgo de carteras que construye, usando el análisis Clúster No Jerárquico, a partir de activos de renta variable del mercado bursátil español. En realidad, no hay ningún trabajo que aplique VaR a análisis de estilos utilizando datos del mercado bursátil español. Por lo tanto, con nuestro estudio aportamos evidencia empírica sobre la utilidad de evaluar el modelo de riesgo basado en el análisis de estilos aplicado a fondos españoles.

Como se ha señalado, este trabajo de investigación empírico está basado en el trabajo ya realizado por *Papadamou y Stephanides (2004)*. Las mejoras de nuestro trabajo respecto al trabajo base son sobre todo a nivel metodológico. En primer lugar, una diferencia significativa entre ambos es la base de datos ya que nosotros utilizaremos una mayor muestra con datos de fondos de inversión del mercado español; en segundo lugar, se mejora la obtención del VaR estratégico de cada fondo; y en tercer lugar, en nuestro trabajo quedan justificados los argumentos de elección de los índices de referencia que utilizaremos. Este último punto, será una de las críticas más relevantes del trabajo base.

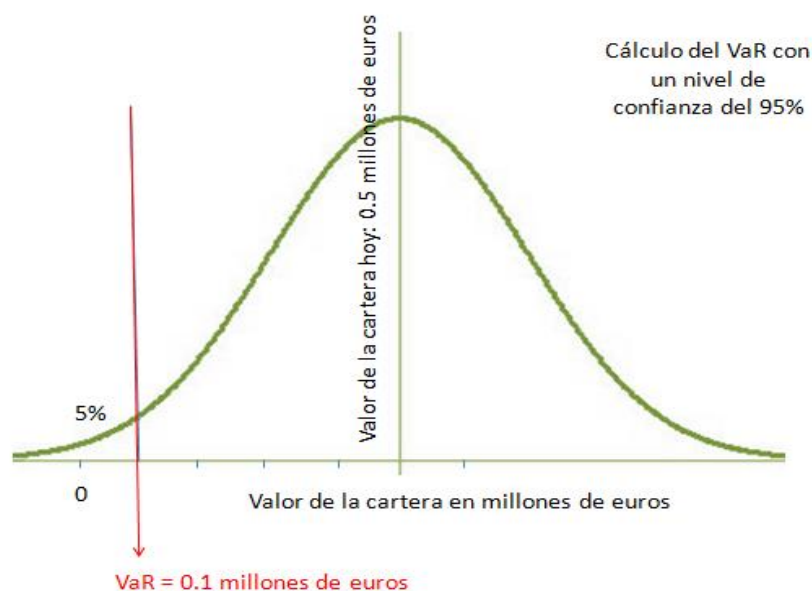
El trabajo está estructurado de la siguiente manera. En el apartado 2, se define el concepto de VaR. En el apartado 3, se exponen de forma detallada los tres métodos utilizados para el cálculo del Value at Risk, así como el análisis de estilos de *Sharpe (1992)*. En los apartados 4 y 5, se presentan la muestra utilizada y los resultados obtenidos una vez aplicada la técnica, respectivamente. Y finalmente, en el apartado 6 se comentan las diferentes conclusiones alcanzadas con la realización del estudio.

2. DEFINICIÓN DE VALUE AT RISK

El *Value at Risk* (VaR) es una medida de control del riesgo de mercado muy utilizada para medir el riesgo en carteras de inversiones de activos financieros y consiste en cuantificar la máxima pérdida que puede obtener una cartera para condiciones normales de mercado. Esta medida se cuantifica a partir de un nivel de confianza y de un horizonte temporal determinados.

El VaR se expresa tanto en unidades monetarias como en porcentaje. Siguiendo a *Nadiezhdá (2010)*, suponemos que una cartera de activos o un fondo de inversión presenta un VaR de Y unidades monetarias para un nivel de confianza de α y un horizonte temporal de τ períodos. Puede interpretarse que, en el $100(\alpha)$ % de los casos, no existirá una pérdida superior a Y unidades monetarias en los próximos τ períodos, es decir, en $100(1-\alpha)$ % de los casos la pérdida será superior a Y unidades monetarias en los próximos τ períodos. Es decir, si el VaR a un día de una cartera es de 100.000 euros, con un nivel de confianza del 95%, significa que, en el 95% de los casos, no existirá una pérdida superior a 100.000 euros en un día, o dicho de otro modo, la pérdida de la cartera sería superior a 100.000 euros en un 5% de las veces, o también que (con un nivel de confianza del 95% no perderá más de 100.000 euros en un día), tal como se recoge en el gráfico (2).

Gráfico 2: Cálculo del VaR



Fuente: elaboración propia

Siguiendo a *Khindanova et al. (2001)*, la expresión matemática del VaR, se recoge en la ecuación (1).

$$\Pr[P(t + \tau) - P(t) < -VaR_{t,\tau}] = 1 - \alpha \quad (1)$$

Donde,

- α : es el nivel de confianza
- τ : es el horizonte temporal, que puede medirse en días, semanas o meses
- $P(t)$: denota el valor de la cartera en el momento inicial
- $P(t + \tau)$: denota el valor de la cartera en el momento $t + \tau$.

O de manera equivalente, en la expresión (2).

$$\Pr[P(t) - P(t + \tau) < VaR_{t,\tau}] = \alpha. \quad (2)$$

Intuitivamente, si la diferencia del valor de la cartera en el momento inicial menos el valor de la cartera en el momento final es negativa, significa que ha habido un aumento en el valor de dicha cartera. En cambio, si la diferencia del valor de la cartera en el momento inicial menos el valor de la cartera en el momento final es positiva, significa que ha habido una pérdida en el valor. Entonces, el VaR se mide a partir de calcular la probabilidad de que esta diferencia sea menor que el valor de pérdida máxima, teniendo en cuenta el nivel de confianza. Es decir, el VaR es la mayor pérdida que se puede tener en un intervalo de tiempo $[t, t + \tau]$, dado un nivel de confianza α . De la fórmula (2), podemos deducir que un valor de probabilidad más alto y un período más largo aumentan el VaR.

El desarrollo del Value at Risk ha surgido, como señala Romero (2005, p.57-63), tras “la necesidad de mejorar el control del riesgo financiero”. De manera que en “el sector privado, reguladores y bancos centrales han adoptado una posición activa en la implementación de esta medida”. En este trabajo el VaR se define en la expresión (3) y se asume una distribución normal de las rentabilidades.

$$VaR = \mu - z_\alpha = C \cdot \sigma \quad (3)$$

Donde,

- μ : rentabilidad esperada de la cartera
- z_α : es el menor valor tal que a su izquierda, la probabilidad sea de $(1 - \alpha)\%$
- σ : desviación estándar de la cartera
- α : nivel de confianza
- C : para un nivel de confianza α , el $(1 - \alpha)\%$ de probabilidad de la cola izquierda de una distribución normal es este valor C . Es decir, $P(Z \leq C) = 1 - \alpha$.

Como se ha señalado, el VaR es una estimación estadística, y como tal, depende fundamentalmente del horizonte temporal y del nivel de confianza asumidos. Así, la esencia de los cálculos de VaR es la estimación de cuantiles bajos en las distribuciones de

las rentabilidades de la cartera, que en el gráfico (2), aparecen desde la línea roja hacia la izquierda del gráfico. Es decir, si se estuviera considerando un 95% de confianza, los cuantiles bajos serían los que corresponden al 5% de la distribución de las rentabilidades. De esta forma, como se indica en *Soley (2006)* el VaR ayuda a tener marcados y controlados los extremos de mayor riesgo de las posiciones mantenidas por las operaciones y la decisión sobre la asignación de los recursos de capital de la entidad.

3. METODOLOGÍA

3.1. CÁLCULO DEL VAR

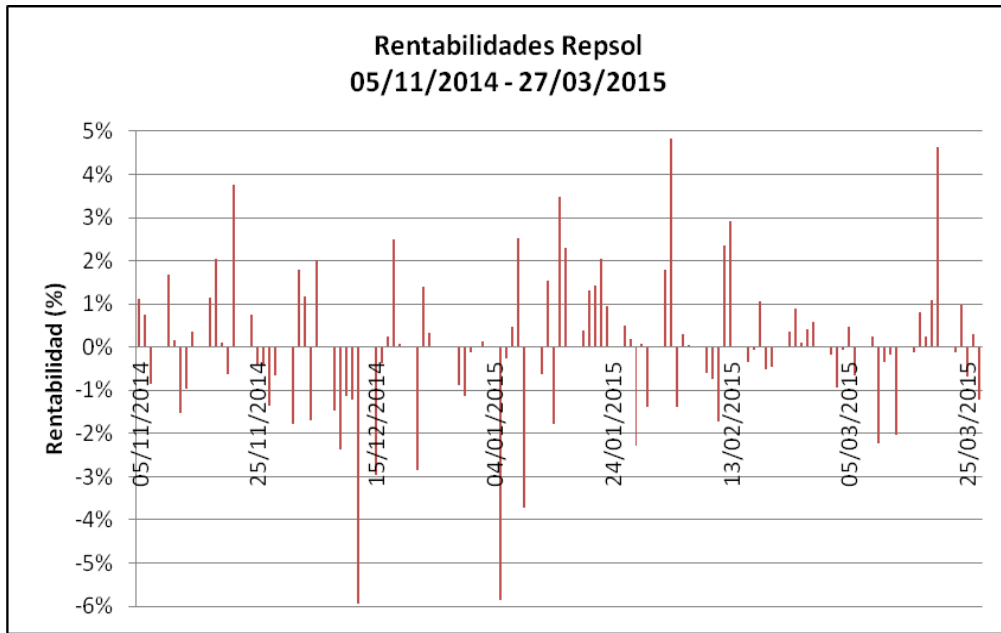
Existen varios métodos para calcular el *Value at Risk*, que se suelen agrupar en dos grandes categorías, en función de los datos que se utilizan: los métodos paramétricos y los métodos no paramétricos. En el primer grupo sería suficiente con disponer los datos de los parámetros para obtener el VaR y en él se encontraría el Método Varianza-Covarianza. En los denominados no paramétricos, es necesaria una base de datos tanto una histórica como una simulada, y se ubicarían el Método de simulación histórica y el Método de simulación de MonteCarlo, a los que nos referiremos seguidamente.

3.1.1. Método simulación histórica

En este método, perteneciente a la metodología no paramétrica, el VaR se obtiene en función de los rendimientos históricos de los precios. Para lo cual es necesario disponer de una muestra de datos históricos de las rentabilidades de los precios del activo financiero del cual queremos calcular el VaR. En este método no se asume que los datos siguen una determinada distribución de probabilidades sino que se utilizan datos históricos para predecir las rentabilidades.

Siguiendo a *Mascareñas (2008)*, calcularemos el VaR de una acción para un nivel de confianza del 95%, a partir de una muestra de datos diarios extraídos del mercado. Concretamente utilizaremos los precios de cierre de Repsol desde 05/11/2014 hasta 27/03/2015, por lo que dispondremos de 100 observaciones, a partir de las cuales obtendremos las rentabilidades, representadas en el gráfico (3). Como se puede apreciar, en la serie temporal se observan rentabilidades anormales tanto positivas (4,82% y 4,64%, los días 03/02/2015 y 20/03/2015) como negativas (-5,93% y -5,84%, los días 12/12/2014 y 05/01/2015) lo que favorece la *volatility cluster*. Este fenómeno sugiere que grandes cambios tienden a ser seguidos por grandes cambios, de cualquier signo, y lo mismo con pequeños cambios que tienden a ser seguidos por pequeños cambios.

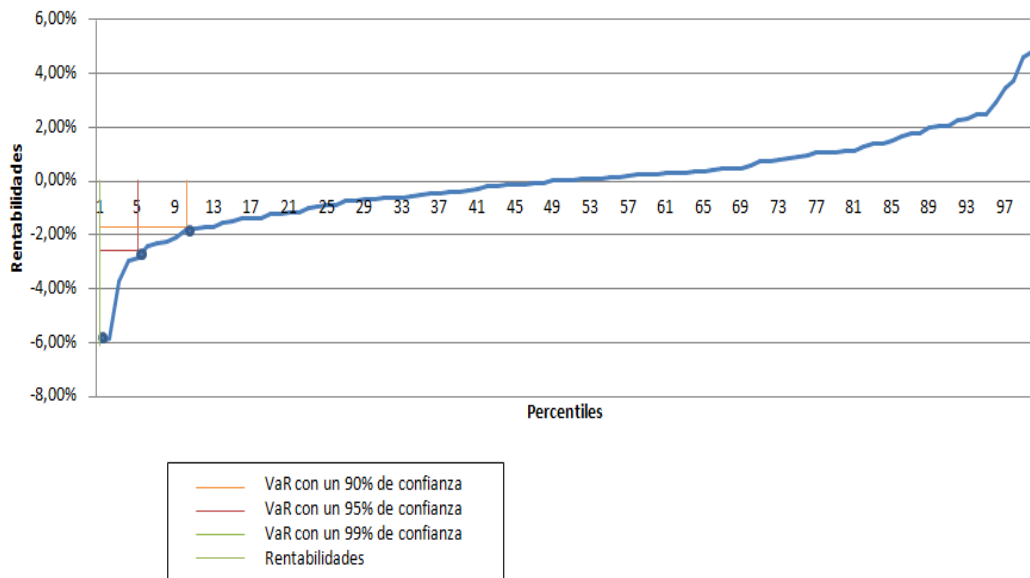
Gráfico 3: Rentabilidades de las acciones de Repsol



Fuente: elaboración propia a partir de datos www.eleconomista.es

A continuación, si ordenamos los datos de las rentabilidades, de menor a mayor, tendríamos representados los 100 percentiles, tal como se puede observar en el gráfico (4). De este modo, el primer percentil representa el VaR con un nivel de confianza del 99%, el quinto percentil representa el VaR con un nivel de confianza del 95%, y el décimo percentil representa el VaR con un nivel de confianza del 90%. Por lo tanto, si el nivel de confianza elegido es del 95%, deberíamos seleccionar el quinto peor valor de entre nuestros 100 valores ordenados, en este caso es de -2,412%. El VaR con un 99% y con un 90% de confianza nos saldría -6,022% y -1,789% respectivamente.

Gráfico 4: Distribución de las rentabilidades en percentiles de Repsol



Fuente: elaboración propia a partir de datos www.eleconomista.es

Con la ayuda del excel también se puede calcular numéricamente. Para ello, se utilizan las tasas de variación continuas. Así, con los precios de cierre que hemos extraído y utilizando la expresión (4) calcularíamos las rentabilidades de cada día del período analizado.

$$Rentab_{i,t} = \ln\left(\frac{P_{i,t-1}}{P_{i,t}}\right) \quad (4)$$

En la tabla (1), recogemos los resultados de la simulación mediante la expresión (5), a partir de los precios de cierre del título y sus rentabilidades diarias.

$$P_t = P_{t-1} \cdot e^{rentabilidad_t} \quad (5)$$

En nuestro caso, el último precio de cierre (27/03/2015) que tenemos será nuestro precio inicial (P_0). Entonces, para obtener el primer precio simulado (P_1), lo haremos como en la expresión (6) y así sucesivamente de manera que obtenemos esta última columna denominada Simulación.

$$P_1 = 17,24 \cdot e^{1,1\%} = 17,42 \quad (6)$$

Tabla 1: Simulación histórica de Repsol

Fecha	Precio cierre	Rentabilidad	Simulación
04/11/2014	17,19		17,24
05/11/2014	17,38	1,10%	17,43
06/11/2014	17,51	0,75%	17,56
07/11/2014	17,36	-0,86%	17,41
10/11/2014	17,65	1,66%	17,70
11/11/2014	17,68	0,17%	17,73
⋮	⋮	⋮	⋮
25/03/2015	17,4	-0,69%	17,45
26/03/2015	17,45	0,29%	17,50
27/03/2015	17,24	-1,21%	17,29

Una vez calculadas las simulaciones, se utiliza la fórmula (7) con el fin de obtener el VaR para cada nivel de confianza determinado.

$$\text{PERCENTIL}(\text{rango, nivel de confianza}) \quad (7)$$

En este caso, como vemos en la tabla (2), hemos calculado el VaR de nuestro título en porcentaje. También se podría obtener el VaR expresado en moneda, obteniendo como resultados el valor de pérdida máxima en un día. Si en lugar de tratarse de un activo se

tratara de una cartera, habría que calcular el VaR de la cartera siguiendo el mismo procedimiento.

Tabla 2: Resultados VaR de Repsol con la simulación histórica

Nivel de confianza	VaR
90%	-1,79%
95 %	-2,44%
99 %	-6,02%

3.1.2. Método Varianza-Covarianza

En segundo lugar, el método Varianza-Covarianza es una metodología paramétrica basada fundamentalmente en el cálculo de las varianzas y covarianzas de las rentabilidades de los precios de los activos o de los instrumentos financieros.

Siguiendo a *Cassidy y Gizycki (1997)*, el enfoque de varianza-covarianza se basa en el supuesto de que los rendimientos de los activos financieros y por lo tanto, las ganancias y pérdidas de la cartera siguen una distribución normal. La consecuencia de estos dos supuestos es que el VaR se puede expresar como una función de la matriz de varianza-covarianza de los rendimientos de mercado a los precios y de la sensibilidad de la cartera a los cambios de precios.

Para utilizar este método no es necesario tener una muestra de datos, ya que teniendo los parámetros necesarios para el cálculo es suficiente. Siguiendo a *Papadamou y Stephanides (2004)*, la expresión (8) nos permitirá cuantificar el VaR.

$$VaR = -z_{\alpha} \cdot \sigma - \mu \quad (8)$$

Donde,

- μ : rentabilidad esperada del título (promedio)
- σ : desviación estándar del título
- α : nivel de confianza
- z_{α} : es el menor valor tal que a la izquierda de este, la probabilidad sea de $(1 - \alpha)\%$ en la distribución normal.

El objetivo de este método es obtener la varianza del título asumiendo que sus rentabilidades siguen una distribución normal de este modo, con un nivel de confianza y un horizonte temporal determinados, podremos estimar el VaR del mismo aunque comprobaremos que esta hipótesis no se cumple.

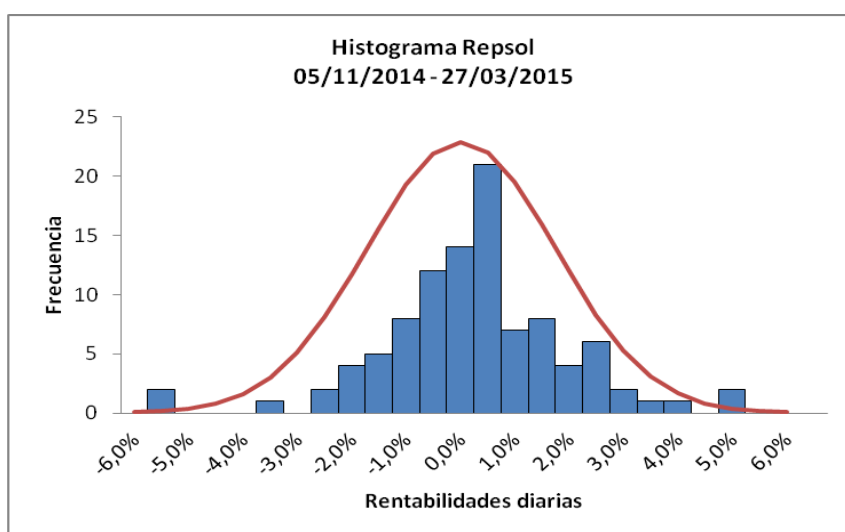
Como para el primer método, vamos a utilizar los mismos datos de REPSOL desde el 05/11/2014 hasta 27/03/2015. En primer lugar, mostramos en la tabla (3), la media y la desviación estándar de la muestra.

Tabla 3: Media y desviación estándar de Repsol

Media	0,0029%
Desv	0,0174

En el gráfico (5) se representa, por un lado, el histograma de frecuencias de los rendimientos diarios de la serie y por otro lado, la gráfica de la función de densidad de probabilidad de los datos. Podemos observar que los datos de las rentabilidades no siguen una distribución normal. Con el fin de evidenciarlo, en la tabla (4) incluimos los principales estadísticos descriptivos de la serie temporal así como el contraste de normalidad (test de Jarque-Bera) obtenidos a partir del programa econométrico *Gretl*. Con el contraste, podemos concluir que la serie temporal de las rentabilidades no sigue una distribución normal ya que, con un 95% de confianza, se rechaza la hipótesis nula de normalidad de los datos.

Gráfico 5: Histograma de las rentabilidades de Repsol



Fuente: elaboración propia a partir de datos www.economista.es

Tabla 4: Estadísticos descriptivos de Repsol

Media	Mediana	Mínimo	Máximo
0,00018	0,00062	-0,0593	0,0482
Desv. Típica.	C.V.	Asimetría	Exc. de curtosis
0,0174	96,7680	-0,3144	2,0634
Contraste de normalidad:			
Contraste de Jarque-Bera = 19,3871, con p-valor 0,000			

Fuente: elaboración propia

Aunque los datos no sigan una distribución normal, lógicamente, cuanto mejor se ajusten a una normal o a la distribución propuesta mucho más fiables serán los resultados. No obstante, estos datos tienen un carácter meramente ilustrativo por ello, vamos a seguir con el desarrollo del método. Una vez hemos aplicado la fórmula (8), obtenemos, en la tabla (5), los resultados de estimaciones del VaR expresado en porcentaje.

Tabla 5: Resultados VaR de Repsol con el método de Varianza-Covarianza

Nivel de confianza	z_{α}	VaR (%)
90%	1,281	-2,245%
95%	1,645	-2,880%
99%	2,326	-4,073%

De esta forma se obtienen las diferentes estimaciones del VaR para un título. Ahora, si en lugar de trabajar con un título lo calculásemos para una cartera, además deberíamos tener en cuenta las correlaciones entre ellos.

Suponemos que tenemos tres clases de títulos: Repsol, Ferrovial y Mediaset. Los datos los hemos extraído desde el 05/11/2014 hasta 27/03/2015. Entonces, calculamos las rentabilidades diarias para los tres títulos utilizando las tasas de variación continuas (expresión (4)) que nos servirán para obtener los VaR individuales de cada uno de los tres títulos con un nivel de confianza asumido del 95%, con un horizonte temporal $\tau = 1$ día . De esta forma, obtenemos la tabla (6).

Tabla 6: Rentabilidades de los títulos Ferrovial, Mediaset y Repsol

Fecha	Ferrovial		Mediaset		Repsol	
	Cierre	Rent.	Cierre	Rent.	Cierre	Rent.
04/11/2014	15,65		9,92		17,19	
05/11/2014	15,95	1,899%	9,78	-1,421%	17,38	1,099%
06/11/2014	16,1	0,936%	9,63	-1,546%	17,51	0,745%
07/11/2014	15,93	-1,062%	9,38	-2,630%	17,36	-0,860%
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
25/03/2015	19,4	-1,077%	11,43	-1,649%	17,4	-0,687%
26/03/2015	19,28	-0,620%	11,4	-0,263%	17,45	0,287%
27/03/2015	19,34	0,311%	11,38	-0,176%	17,24	-1,211%

Fuente: elaboración propia a partir de datos www.eleconomista.es

A continuación, obtenemos la siguiente matriz de correlaciones entre las rentabilidades de cada título.

$$C = \begin{pmatrix} 1 & 0.5147 & 0.5356 \\ 0.5147 & 1 & 0.3951 \\ 0.5356 & 0.3951 & 1 \end{pmatrix} \quad (9)$$

A partir de aquí, calculamos el valor en riesgo de la cartera con la siguiente expresión:

$$VaR_p = \sqrt{VaR' \cdot C \cdot VaR} \quad (10)$$

Donde VaR es el vector formado por los tres valores en riesgo obtenidos de cada título es decir, en nuestro caso, es el siguiente vector:

$$VaR = (VaR_{ferrovial}, VaR_{mediaset}, VaR_{repsol}) \quad (11)$$

$$VaR = (-2,136\%, -2,623\%, -2,881\%) \quad (12)$$

Finalmente, realizando los cálculos según la expresión (10), obtenemos que con un 95% de confianza, el VaR de la cartera es: $VaR_p = -6,199\%$ diario. Por lo tanto, significa que 5 de cada 100 días, la rentabilidad de la cartera se situará por debajo del -6,199%.

3.1.3. Método simulación de MonteCarlo

Este método, no paramétrico, consiste en la simulación mediante números aleatorios de las rentabilidades de los precios de los activos que forman parte de una cartera. Para utilizar este método tampoco es necesario tener una muestra de datos ya que se consiguen las rentabilidades a partir de la simulación de números aleatorios. Este método es muy utilizado ya que normalmente los datos de rentabilidades no cumplen la hipótesis de normalidad y para este método no es necesaria dicha hipótesis. Para explicarlo, utilizaremos la información de la tabla (7).

Tabla 7: Parámetros iniciales

Inversión inicial	10.000,00 €
% Rentab. media	2%
Desviación estándar Rentab.	15%
Horizonte temporal (años)	20

Fuente: elaboración propia

En la tabla (8) disponemos de 20 filas, una para cada año y tres columnas: año, rentabilidad anual y valor final de la inversión para cada año. La idea es realizar simulaciones de las posibles rentabilidades que se pueden obtener para cada año, con el fin de obtener el valor final de la inversión una vez pasados los 20 años.

Tabla 8: Simulación de las rentabilidades históricas

Año	Rent.	Valor final
1	-7,275%	9.272,52 €
2	20,189%	11.144,55 €
3	-26,946%	8.141,49 €
⋮	⋮	⋮
18	7,942%	11.839,60 €
19	-4,089%	11.355,53 €
20	-14,839%	9.670,45 €

Mediante la expresión (13) realizamos las simulaciones de las rentabilidades obtenidas anualmente por la inversión. Dichas rentabilidades tienen como media 2% y como desviación estándar 15%, asumiendo una distribución normal en la generación número aleatorio. En este estudio, nos decantaremos por seguir una distribución normal ya que en la mayoría de trabajos se asume este tipo de distribución en los cálculos del VaR debido a que tiene ciertas ventajas. Por ejemplo, Vlaar (2000) señala que aparte de ser una distribución estable, si se supone que la distribución es normal es posible determinar una solución analítica para los estándares de VaR con un período temporal de más de un día. Otra ventaja es que los parámetros del modelo son generalmente más fáciles de determinar sobre todo si se trata de estimar el VaR a través de modelos GARCH como en el caso de Vlaar (2000).

$$Rentabilidad_t = DISTR.NORM.INV(ALEATORIO()); 2\%; 15\% \quad (13)$$

La expresión (14) permitirá calcular valor final de la inversión para cada año.

$$valor\ inversión_t = valor\ inversión_{t-1} \cdot (1 + rentabilidad_t) \quad (14)$$

De esta forma, el valor de la inversión en el año 20 es el valor final de la inversión, en este caso 9.670,45€ y el promedio de rentabilidades obtenidas durante los 20 años es de 0,513%. A partir de este valor, realizamos una tabla de datos con 100 simulaciones de posibles valores finales de la inversión, incluida en el Anexo (II). De este modo, se consigue la media, la mediana y la desviación estándar de los diferentes valores simulados, recogidos en la tabla (9). Así, se consigue tener una idea de lo que se puede conseguir con una inversión de estas características al final del horizonte temporal establecido.

Tabla 9: Media, mediana y desviación estándar de las simulaciones

Media	13.758,63 €
Mediana	11.009,40 €
Desv. Estan	8.852,35 €

Por otra parte, nuestro objetivo es calcular el VaR de esta inversión. Con un nivel de confianza del 95% y del 99%, con la fórmula ya utilizada (7) se consigue tener el valor máximo de que se puede perder con esta inversión, expresada en euros.

Tabla 10: Resultados VaR con la simulación de MonteCarlo

Nivel de confianza	VaR
95%	4.858,65 €
99%	4.100,69 €

3.2. ANÁLISIS DE ESTILOS

Con el fin de identificar el *Asset Allocation* o estilo estratégico de gestión de una cartera o de un fondo de inversión utilizaremos el *Return Based Style Analysis* (RBSA), es decir, el análisis de estilos de *Sharpe (1992)*. Este análisis consiste en conocer cuál es el estilo de inversión o de gestión de un fondo vía el análisis de rentabilidades, como alternativa al análisis de composición de carteras. De esta manera, se puede llegar a conocer la política de inversión en los diferentes activos financieros. Es decir, que porcentaje del fondo está invertido en renta variable, en renta fija o en liquidez.

Para llevar a cabo el análisis de estilos, nos basaremos en el modelo de factores ya que se utiliza habitualmente para el análisis de inversiones, como por ejemplo *Ibbotson y Kaplan (2000)*. Para el caso español, el primer trabajo que aplica análisis de estilos sobre Fondos de Inversión es el de *Fernández y Matallín (1999)*. La ecuación de dicho modelo es la siguiente:

$$R_{i,t} = \beta_{1i}I_{1t} + \beta_{2i}I_{2t} + \dots + \beta_{ni}I_{nt} + \varepsilon_{it}, \quad t = 1, \dots, T \quad (15)$$

Donde,

- $R_{i,t}$: es la rentabilidad obtenida por el fondo de inversión i en el período de tiempo t .
- $\beta_{1i}, \beta_{2i}, \dots, \beta_{ni}$: son los coeficientes que indican el *Asset Allocation* del fondo i , se interpretan como el estilo del fondo.
- $I_{1t}, I_{2t}, \dots, I_{nt}$: son las rentabilidades de cada uno de los n índices en el periodo t .

El siguiente paso es seleccionar los *benchmarks* representativos de los estilos de inversión ya que el modelo de estilos de inversión debe estar bien especificado. Para escoger los índices utilizados de una manera correcta, hay que tener en cuenta los siguientes requisitos de los *benchmarks*: exhaustivos, exclusivos e independientes.

i) Que los índices tengan que ser **exhaustivos** significa que tienen que abarcar la mayor clase de activos posible, es decir, que tienen que incluir tantos activos financieros como sea posible. Si se omiten *benchmarks* relevantes, puede aparecer un sesgo de especificación en el modelo, lo que provoca que los residuos del modelo sean mayores. Pero por el contrario, si se añaden demasiados *benchmarks* exhaustivos, podemos tener problemas de correlación entre índices lo que puede provocar problemas de multicolinealidad en el modelo.

ii) Los benchmarks tienen que ser **exclusivos** es decir, se trata de no añadir índices que incluyan activos que ya forman parte de otros índices considerados. Por ejemplo, el Ibex-35 y el Euro Stoxx 50 no son exclusivos puesto que hay títulos del Ibex que también forman parte del Euro Stoxx 50.

iii) Por último, los índices tienen que ser **independientes** es decir, que no haya linealidad entre los I_{jt} . Si esta condición no se cumple, las betas estimadas estarían sesgadas.

Por lo tanto, para escoger el número de índices (T) que se van a utilizar, hay que encontrar un equilibrio entre que sean exclusivos, exhaustivos e independientes.

Una vez elegidos los *benchmarks* del modelo de estilos, el siguiente paso es identificar las betas del modelo, ya que será lo que nos indique el estilo de gestión del fondo de inversión. Para ello, hay que minimizar la suma de los errores al cuadrado de la expresión (16).

$$\min \left(\sum_{t=1}^T \varepsilon_{it}^2 \right) = \sum_{t=1}^T (R_{i,t} - (\beta_{1i}I_{1t} + \beta_{2i}I_{2t} + \dots + \beta_{ni}I_{nt}))^2 \quad (16)$$

s. a.

$$\sum_{j=1}^n \beta_{ji} = 1$$

$$0 \leq \beta_{ji} \leq 1$$

En la mayor parte de carteras de inversión colectiva, se aplica este modelo con las restricciones de cartera y de positividad. Es decir, por un lado, se exige que toda la cartera deba estar totalmente invertida en renta fija, en renta variable o en liquidez. Y por otro

lado, se asume que no se pueden tomar posiciones cortas es decir, vender algo sin tenerlo previamente comprado, lo que se traduce a tener betas negativas; o apalancadas es decir, las beta no pueden ser mayor que uno.

El modelo sin restricciones para carteras que no cumplen las restricciones impuestas por el modelo original son aquellas en que se permiten posiciones cortas y/o apalancadas, como por ejemplo en el caso de los *hedge funds* o fondos de inversión libre. Los primeros en aplicar el análisis de estilos sin restricciones sobre una muestra de *hedge funds* son los autores *Fung y Hsieh (2004)* en su trabajo.

De este modo, aparte de obtener las betas, se obtienen las *Policy Return* o las rentabilidades del fondo *i* para cada *t*, como consecuencia del estilo estratégico del fondo. Es decir, la rentabilidad que añade el *Asset Allocation* está recogida en la expresión (17).

$$PR_{it} = \beta_{1i}I_{1t} + \beta_{2i}I_{2t} + \dots + \beta_{ni}I_{nt} \quad (17)$$

Las betas del modelo de análisis de estilos (16) no son datos observables como los *holdings* (posiciones de una cartera) cuando tenemos los datos de la composición de las carteras. Por lo tanto, son estimaciones, con un error, de las exposiciones a determinados activos que se han obtenido a través de la rentabilidad de las carteras. Aun así, muchos autores, como por ejemplo *Ibbotson y Kaplan (2000)* afirman que las *Policy Returns* explican un porcentaje muy importante de la variabilidad de las rentabilidades de una cartera. Por tanto, una apropiada identificación y control de dichas *Policy Returns* contribuiría significativamente a monitorizar el riesgo de una cartera. De hecho, el objetivo fundamental de este trabajo es identificar y controlar el riesgo de los fondos mediante la aplicación del VaR a dichas rentabilidades. Por lo tanto, obtendremos el VaR estratégico de cada fondo para un determinado nivel de confianza, a través de la expresión (18) para cada período.

$$VaR_{\alpha,i,t} = \beta_{1i}I_{1t}^{VaR\alpha} + \beta_{2i}I_{2t}^{VaR\alpha} + \dots + \beta_{ni}I_{nt}^{VaR\alpha} \quad (18)$$

Donde,

- $VaR_{\alpha,i,t}$: es el VaR estratégico del fondo *i*, en el período *t* con un nivel de confianza α .
- β_{ki} : beta estimada del índice *k* correspondiente al fondo *i*.
- I_{kt}^{VaR} : VaR estimado del índice *k* con un nivel de confianza α , en el período *t*.

En conclusión, dado que el VaR es una herramienta útil y ampliamente utilizada para fijar niveles de exposición al riesgo de los distintos fondos de inversión, lo vamos a usar en nuestro estudio con el fin de controlar el riesgo de esas *Policy Returns* obtenidas como consecuencia del estilo estratégico del fondo de inversión.

4. SELECCIÓN DE LA MUESTRA

La muestra de datos inicial consta de 169 fondos de inversión con vocación inversora en Renta Variable Nacional desde 28/02/2001 hasta 30/12/2011, lo que representa 131 observaciones de rentabilidades mensuales para cada fondo, a lo largo de 11 años. Como criterios, hemos optado por seleccionar aquellos fondos con datos de rentabilidades en todo el período, siguiendo el trabajo de *Andreu et al. (2015)*. Esto significa que todos aquellos fondos que nacen más tarde de la fecha 28/02/2001 o que desaparecen antes de 30/12/2011, no los tenemos en cuenta. Una vez aplicado el filtro, nos quedamos con 49 fondos de inversión. Las observaciones de cada fondo son rentabilidades brutas de comisiones, es decir son las rentabilidades que obtiene la cartera del fondo antes de restarles gastos comerciales o de funcionamiento como comisiones de gestión y depósito. De manera que trabajamos con un total de 6.419 datos de rentabilidades brutas mensuales.

Vamos a fijar tres parámetros para el análisis empírico. En primer lugar, la ventana móvil (*rolling window*) que vamos a utilizar es de 6 años, es decir, 72 observaciones, plazo similar o incluso superior a estudios revisados a la literatura previa sobre análisis de estilos (por ejemplo *Sharpe, 1992*). En nuestro estudio, estamos replicando el trabajo de *Papadamou y Stephanides (2004)* y en ese trabajo, la ventana tenía menos observaciones debido a que partían de una base de datos más reducida. En segundo lugar, los datos que usaremos están recogidos con una frecuencia de observación mensual (τ) como en el trabajo base. Y en tercer lugar, vamos a realizar los cálculos con un nivel de confianza (α) del 95% y 99%.

Para el análisis, también necesitamos fijar los *benchmarks* candidatos que vamos a utilizar para el análisis de estilos.

- I_1 , Índice Repos a 1 día sobre Letras del Tesoro del Estado Español, como representativo de la inversión en liquidez que tiene el fondo calculado por Analistas Financieros Internacionales (AFI).
- I_2 , Índice Deuda Pública del Estado Español con vencimiento a 3 años, como representativo de la inversión en renta fija a medio plazo que tiene el fondo calculado por Analistas Financieros Internacionales (AFI).
- I_3 , Índice MSCI SPAIN GROSS Large Cap None EUR representa la inversión en renta variable del mercado bursátil español que engloba todas las acciones de mayor capitalización del mercado español y considera la reinversión de los dividendos, es decir, se trata de un índice total. Éste abarca aproximadamente el 85% de la renta variable en España calculado por Morgan Stanley Capital International (MSCI).

- I_4 , Índice MSCI SPAIN EUR representa la inversión en renta variable del mercado bursátil español que engloba todas sus acciones. Se trata de un índice total y es calculado por Morgan Stanley Capital International (MSCI).

De acuerdo a la CNMV, los fondos de inversión de Renta Variable Nacional tienen que tener invertido como mínimo un 75% en acciones españolas. Por esta razón, utilizamos los índices de renta variable española del MSCI. El resto de la inversión, que como máximo puede ser del 25%, lo habitual es que vaya siempre a una parte de liquidez para hacer frente a reembolsos de partícipes del fondo, y el resto a renta fija. Por un lado, la inversión en renta fija va a ir muy encaminada a Deuda Pública ya que los fondos de inversión españoles suelen ser unos de los principales inversores en la Deuda Pública Española. De ahí, nuestra propuesta del Índice Deuda Pública del Estado Español con vencimiento a tres años. Y por otro lado, el Índice Repos a 1 día sobre Letras del Tesoro del Estado Español es nuestra propuesta para cubrir la parte de inversión que representa la liquidez.

Como se ha señalado anteriormente, los índices tienen que ser exhaustivos, exclusivos e independientes de la mayor forma posible. Por ello, no incluimos otros índices de acciones europeas debido a que ganaríamos en exhaustividad pero perderíamos exclusividad, ya que muchas de las acciones del índice español forman parte del índice europeo. Por lo que tendríamos que la correlación entre ambos sería muy grande, lo que implicaría problemas de multicolinealidad. Por este mismo argumento, deberemos escoger entre el tercer y cuarto índice.

Como podemos observar en la tabla (11), que es la matriz de correlaciones entre los diferentes índices, el coeficiente de correlación entre el 3 y el 4 es muy elevado, 0,99. Lo cual nos indica que tenemos que elegir entre uno u otro. Para ello, nos fijamos que el índice 3 tiene un coeficiente de correlación menor con los otros dos índices con respecto al índice 4. Por lo tanto, conforme a este criterio, los tres *benchmarks* para el análisis de estilos son: I_1 , I_2 e I_3 . Las variables de estilos elegidas, son bastante apropiadas y justificadas en referencia a las exigencias planteadas originalmente por *Sharpe (1987)*.

Tabla 11: Matriz de correlaciones de las rentabilidades de los índices

	I_2	I_3	I_4
I_1	0,091	-0,158	-0,153
I_2	1	-0,055	0,626
I_3		1	0,993

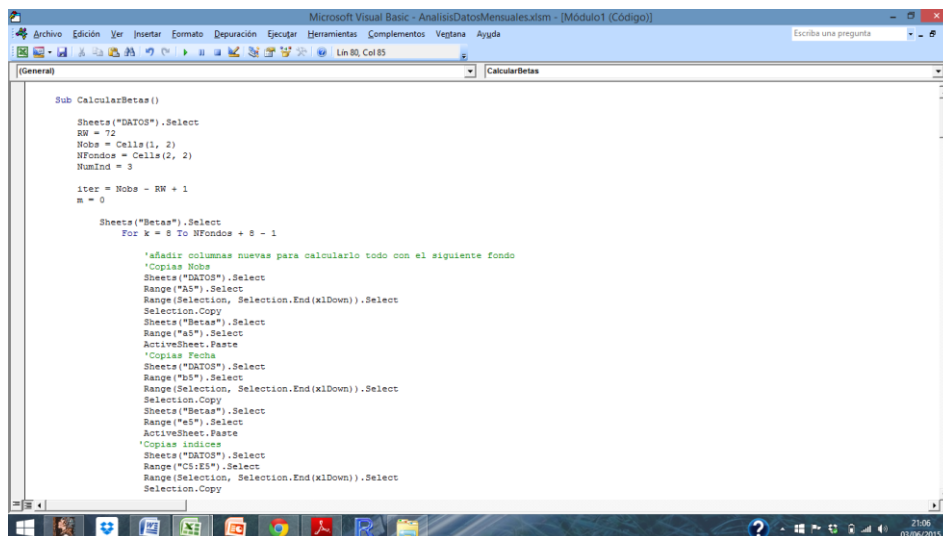
5. ANÁLISIS EMPÍRICO

Para alcanzar nuestro objetivo de evaluar el riesgo mediante el análisis de estilos, lo que vamos a hacer es, en primer lugar, obtener las betas estimadas del modelo de estilos (expresión 16) para cada fondo incluido en nuestra muestra y así, tendremos definida la exposición de los fondos a las diferentes clases de activos. En segundo lugar, vamos a estimar el VaR de los *benchmarks* elegidos para el modelo de análisis de estilos. Y en tercer lugar, siguiendo a *Papadamou y Stephanides (2004)*, vamos a aplicar el VaR para controlar el riesgo de esas *Policy Returns* obtenidas como consecuencia del estilo estratégico del fondo de inversión a través del método del gradiente descrito en *Sharpe (1987)*.

En su trabajo, *Papadamou y Stephanides (2004)* utilizan una ventana móvil (*rolling window*) de 36 observaciones. En nuestro caso, como ya se ha señalado anteriormente, utilizamos una *rolling window* de 72 observaciones debido a que partimos de una base de datos más grande.

Para obtener todos los resultados, se ha realizado una programación con el fin de automatizar todo el proceso de cálculo. Es decir, todos los cálculos se han implementado a partir de MACROS mediante programación en Visual Basic. Por ejemplo, con el primer código, que visualizamos parcialmente a continuación, obtenemos las betas de estilos de inversión estimadas de cada fondo.

Código 1 del programa en Visual Basic:



```
Sub CalcularBetas()
    Sheets("DATOS").Select
    RW = 72
    Nobs = Cells(1, 2)
    NFondos = Cells(2, 2)
    NumInd = 3

    iter = Nobs - RW + 1
    m = 0

    Sheets("Betas").Select
    For k = 0 To NFondos - 1
        'añadir columnas nuevas para calcularlo todo con el siguiente fondo
        'Copias Nobs
        Sheets("DATOS").Select
        Range("A5").Select
        Range(Selection, Selection.End(xlDown)).Select
        Selection.Copy
        Sheets("Betas").Select
        Range("A5").Select
        ActiveSheet.Paste
        'Copias Fecha
        Sheets("DATOS").Select
        Range("B5").Select
        Range(Selection, Selection.End(xlDown)).Select
        Selection.Copy
        Sheets("Betas").Select
        Range("B5").Select
        ActiveSheet.Paste
        'Copias Indices
        Sheets("DATOS").Select
        Range("C5:E5").Select
        Range(Selection, Selection.End(xlDown)).Select
        Selection.Copy
    
```

Fuente: elaboración propia

En la tabla (12) tenemos una muestra de las betas estimadas obtenidas de los tres índices elegidos para cada uno de los 49 fondos de inversión teniendo en cuenta las ventanas móviles para las cuales iremos obteniendo las betas de cada período de la muestra, y seguidamente, todos estos resultados están representados en el gráfico (6).

Tabla 12: Muestra de las betas estimadas

Num Fondo	Periodo	Beta1	Beta2	Beta3
F1	1	0,411	0,025	0,564
F1	2	0,365	0,069	0,567
F1	3	0,386	0,047	0,566
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
F1	59	0,247	0,000	0,753
F1	60	0,247	0,000	0,753
F2	1	0,174	0,000	0,826
F2	2	0,170	0,000	0,830
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
F2	59	0,107	0,000	0,893
F2	60	0,107	0,000	0,893
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
F49	1	0,510	0,000	0,490
F49	2	0,521	0,000	0,479
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
F49	59	0,135	0,000	0,865
F49	60	0,134	0,000	0,866

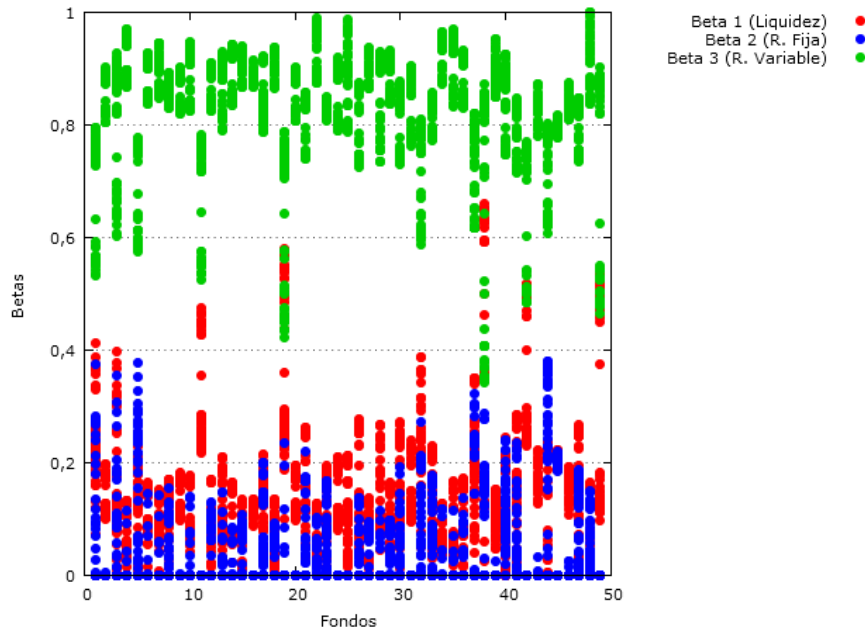
Por ejemplo, en el fondo 1 en el período 1, que corresponde a los meses de 02/2001 hasta 01/2007, la beta del primer índice sale 0,411, la beta del segundo índice sale 0,025 y la beta del tercer índice sale 0,564. Lo que significa que el porcentaje de inversión en renta variable es el más elevado. Podemos observar que, en este período determinado, el fondo de inversión no estaba cumpliendo con el mínimo de inversión en renta variable (75%), aunque hay que remarcar que estas betas son estimaciones ya que no trabajamos con datos de composición de carteras. En general, si observamos los demás fondos durante el primer período, la mayoría tienen las betas del tercer índice bastante pequeñas y podría ser debido a que en esos meses correspondientes al período 1, el mercado estaba en un momento bajista o a que los fondos invertían en acciones defensivas, es decir con betas inferiores a 1.

Por un lado, en la tabla (12) se observa que en los meses de los períodos 59 y 60, la mayoría de los fondos estuvieron muy expuestos a la renta variable, alcanzando máximos. Estos períodos corresponden a los meses de 12/2005 hasta 11/2011 y de 01/2006 hasta 12/2011 respectivamente.

Por otro lado, en el gráfico (6) podemos apreciar que los resultados obtenidos son los esperados ya que las betas del tercer índice son más elevadas que las de los otros dos índices. Este hecho está debido a que los datos pertenecen a fondos de inversión con vocación inversora en Renta Variable Nacional. Por lo tanto, estos fondos invierten un

porcentaje elevado en activos de renta variable y esta información se recoge en la beta estimada del índice 3.

Gráfico 6: Betas de estilos de los 60 períodos para los 49 fondos



Fuente: elaboración propia

Una vez obtenidas las betas, pasamos a calcular el VaR de los tres índices. En primer lugar, vamos a ver si los datos de las rentabilidades de los tres índices siguen una distribución normal con el fin de decidir cuál de los tres métodos de vamos a seguir para obtener el VaR. En la tabla (13), tenemos los principales estadísticos descriptivos de los tres índices y los resultados de los contrastes de *Jarque-Bera* que nos señalan que no podemos aceptar la hipótesis de normalidad de los datos.

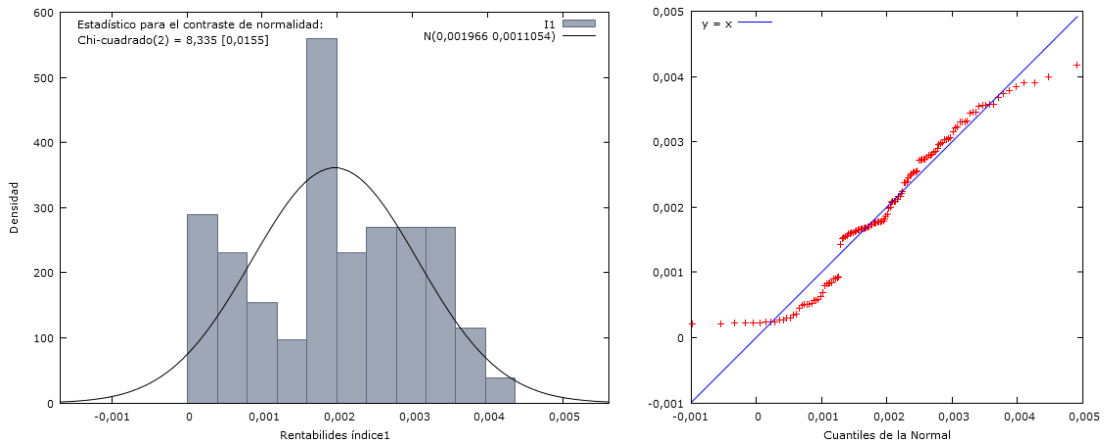
Tabla 13: Estadísticos descriptivos y contrastes de *Jarque-Bera* de los tres índices

Variable	Media	Mediana	Mínimo	Máximo
I1	0,0019	0,0018	0,0002	0,0041
I2	0,0035	0,0037	-0,0332	0,0612
I3	0,0031	0,0067	-0,1896	0,1815
Variable	Desv. Típica.	C.V.	Asimetría	Exc. de curtosis
I1	0,0011	0,5623	-0,0064	-1,0334
I2	0,0098	2,7700	1,1152	10,8095
I3	0,0642	20,4289	-0,2558	0,9494
Contraste de Jarque-Bera I1 = 5,829, con p-valor 0,054				
Contraste de Jarque-Bera I2 = 664,941, con p-valor 0,000				
Contraste de Jarque-Bera I3= 6,349, con p-valor 0,042				

Fuente: elaboración propia

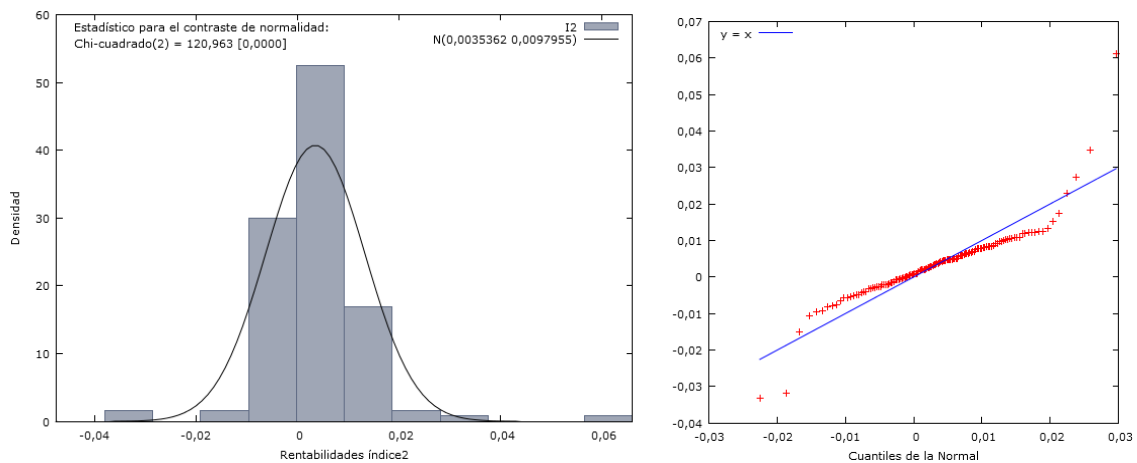
Observemos las distribuciones de frecuencias y los *Q-Q plots* para los tres índices representados en los gráficos (7), (8) y (9) obtenidos con el programa *Gretl* para acabar de comprobar que las rentabilidades de dichos índices no siguen distribución normal en ningún caso.

Gráfico 7: Distribución de frecuencias y Q-Q plot de I₁



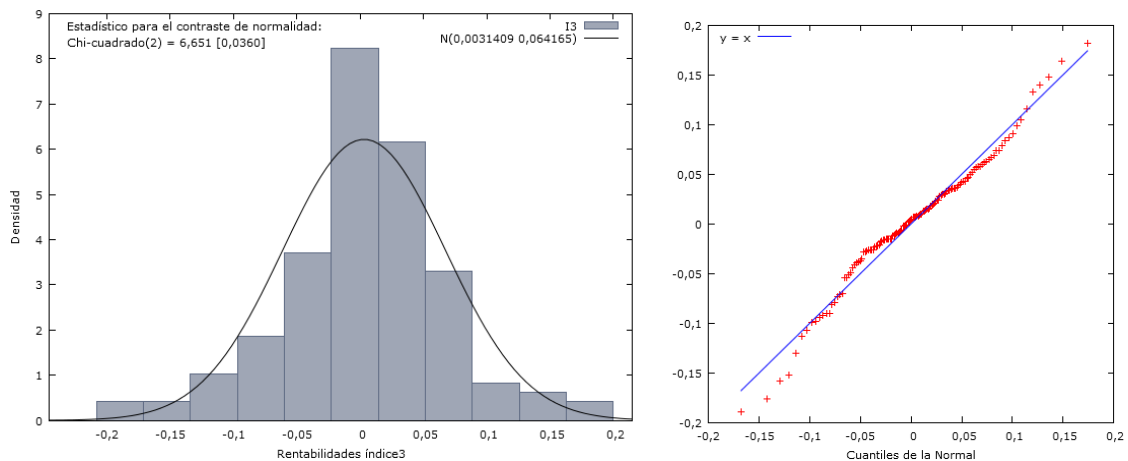
Fuente: elaboración propia

Gráfico 8: Distribución de frecuencias y Q-Q plot de I₂



Fuente: elaboración propia

Gráfico 9: Distribución de frecuencias y Q-Q plot de I₃



Fuente: elaboración propia

Las rentabilidades de los tres índices no siguen distribución normal, aunque en el caso del tercer índice, el que representa el porcentaje de inversión en renta variable, no sigue una distribución normal pero se acerca bastante. Por lo que podríamos pensar que aplicando logaritmos a las variables, igual nos podría salir que se acepta la hipótesis de normalidad de los datos. En el Anexo (III) están representados los gráficos donde podemos visualizar que no conseguimos ninguna mejora, ya que los datos no siguen distribución log-normal.

Dado que tenemos ausencia de normalidad de los datos, aplicaremos los dos métodos no paramétricos explicados anteriormente y compararemos resultados. En primer lugar, aplicamos el método de la simulación de MonteCarlo con el fin de obtener el VaR de los tres índices de referencia. Para ello, vamos a utilizar una función que lo que hará es un total de 10.000 simulaciones para cada período y para cada índice. De este modo, obtenemos 600.000 simulaciones para cada índice, lo que son un total de 1.800.000 simulaciones. Finalmente, el programa ejecuta el doble de simulaciones ya que obtenemos el VaR con dos niveles de confianza diferentes (95% y 99%). Así, en la tabla (14) obtenemos una muestra de los resultados del VaR de cada índice para cada período.

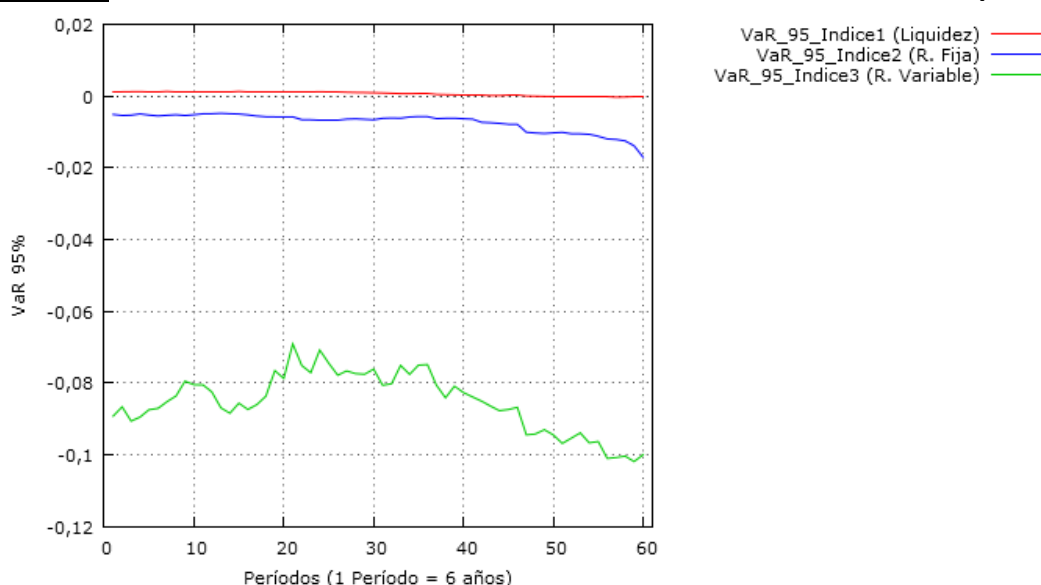
Tabla 14: Muestra de los VaR de los tres índices

Período	VaR 95%			VaR 99%		
	I_1	I_2	I_3	I_1	I_2	I_3
1	0,0011	-0,0051	-0,0893	0,0007	-0,0087	-0,1321
2	0,0011	-0,0054	-0,0867	0,0007	-0,0088	-0,1312
3	0,0012	-0,0054	-0,0907	0,0007	-0,0089	-0,1270
4	0,0012	-0,0050	-0,0896	0,0008	-0,0084	-0,1326
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
57	-0,0003	-0,0121	-0,1008	-0,0011	-0,0179	-0,1443
58	-0,0003	-0,0125	-0,1004	-0,0012	-0,0181	-0,1401
59	-0,0003	-0,0139	-0,1019	-0,0011	-0,0212	-0,1448
60	-0,0003	-0,0171	-0,1001	-0,0012	-0,0254	-0,1442

Por ejemplo, el VaR del período 1 del índice 1 es de 0,11% con un nivel de confianza del 95%. Por lo tanto, en el período 1, el porcentaje de pérdida máxima de rentabilidad del índice 1 es de 0,11%. En cambio, el VaR del período 1 del índice 3 es de -8,96% con un nivel de confianza del 95%. Es evidente que el porcentaje de pérdidas estimadas, a nivel de rentabilidad, sea mayor en el índice 3, en valor absoluto, ya que corresponde al índice representante de la renta variable.

En el gráfico (10), vemos la evolución de los VaR estimados de los índices obtenidos con un nivel de confianza del 95% a lo largo de los 60 períodos, recogidos en la tabla (14). Podemos observar que a lo largo del período muestral hay una clara separación entre los VaR según el índice. Obtenemos resultados coherentes ya que, por ejemplo, los VaR correspondientes al tercer índice son sensiblemente superiores en valor absoluto al resto de VaR de los índices 1 y 2. Este resultado viene dado por el hecho de que el riesgo que se asume con la exposición a activos de renta variable es más elevado que el riesgo que se asume con la exposición a activos de renta fija, ya que son más seguros. Por esta razón, las rentabilidades que se obtienen de los activos de renta variable son mucho más volátiles por lo que las pérdidas máximas son más elevadas también.

Gráfico 10: VaR estimados con un 95% de confianza de los tres índices en 60 períodos



Fuente: elaboración propia

Por último, en la tabla (15) quedan recogidos los resultados del VaR estratégico estimado de cada fondo para cada período comparado con el VaR estratégico real. La diferencia principal entre ambos es que el VaR estratégico estimado se obtiene vía la expresión (18) a partir de los datos de las betas estimadas de estilos y las simulaciones del VaR de los índices recogidos en las tablas (12) y (14), respectivamente. En cambio, el VaR estratégico real se obtiene a través de la misma expresión (18) a partir de los datos de las betas estimadas de estilos y de los percentiles del 5% y del 1% de pérdidas correspondientes a las rentabilidades reales de los 3 índices. Es decir, en lugar de calcular el VaR de cada índice para cada período mediante simulaciones, lo obtenemos mediante la obtención directa del percentil del 5%, si se trata del VaR con un nivel de confianza del 95%, y del percentil del 1%, si se trata del VaR con un nivel de confianza del 99%. En realidad, comparamos VaR estratégico vía método de MonteCarlo (estimado) con VaR estratégico vía método de simulación histórica (real).

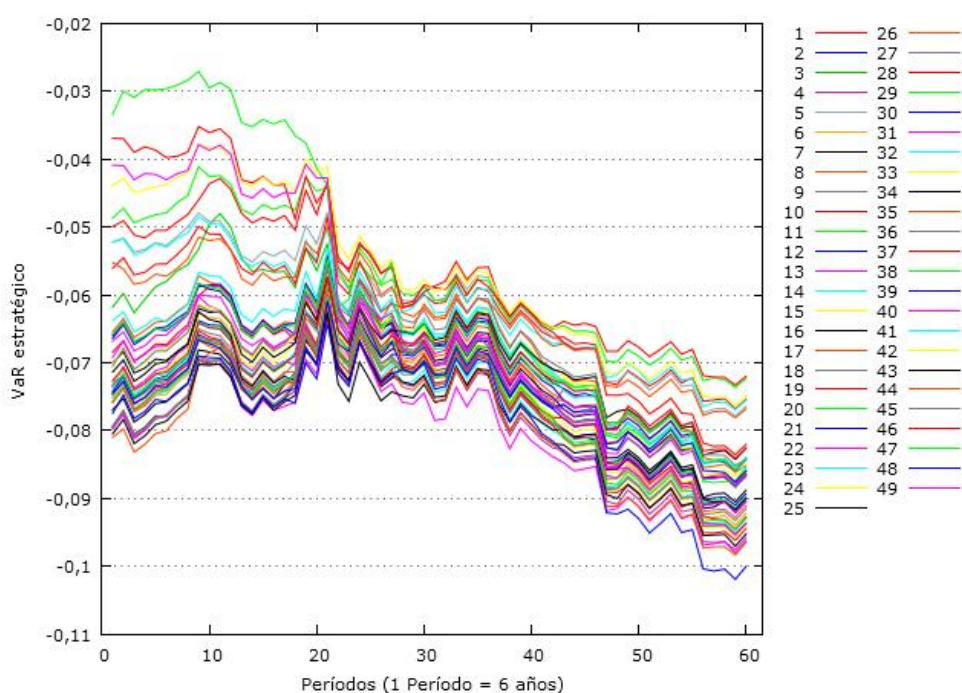
Tabla 15: VaR MonteCarlo vs VaR simulación histórica

Fondo	Periodo	VaR 95%		VaR 99%	
		VaR Estra. Estim.	VaR Estra. Real	VaR Estra. Estim.	VaR Estra. Real
F1	1	-4,998%	-5,261%	-7,440%	-9,397%
F1	2	-4,908%	-5,319%	-7,468%	-9,482%
F1	3	-5,116%	-5,303%	-7,208%	-9,463%
F1	4	-5,160%	-5,417%	-7,685%	-9,597%
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
F1	59	-7,681%	-7,892%	-10,924%	-11,997%
F1	60	-7,538%	-7,891%	-10,884%	-11,996%
F2	1	-7,350%	-7,755%	-10,894%	-13,808%
F2	2	-7,177%	-7,797%	-10,876%	-13,883%
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
F2	59	-9,103%	-9,364%	-12,935%	-14,231%
F2	60	-8,934%	-9,363%	-12,885%	-14,230%
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
F49	1	-4,090%	-4,297%	-6,106%	-7,708%
F49	2	-4,095%	-4,434%	-6,249%	-7,949%
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
F49	59	-8,823%	-9,073%	-12,538%	-13,790%
F49	60	-8,669%	-9,084%	-12,505%	-13,806%

Por ejemplo, hemos obtenido un VaR estratégico con un 95% de confianza de -4,998% cuando el VaR estratégico real -5,261% para el fondo 1 en el período 1. Parece que los VaR con un nivel de confianza del 95% son sensiblemente inferiores a los VaR obtenidos con un nivel de confianza del 99%, lo cual es lógico ya que se está asumiendo un porcentaje de error estadísticamente más pequeño.

En el gráfico (11), vemos la evolución de los VaR estratégicos estimados, recogidos en la tabla (15), obtenidos con un nivel de confianza del 95% para los 49 fondos de inversión a lo largo de los 60 períodos. Podemos observar que a lo largo del período muestral hay una tendencia alcista (a nivel de pérdidas máximas) del VaR estratégico de los fondos.

Gráfico 11: VaR estratégico estimado 95% confianza para los 49 fondos en 60 períodos



Fuente: elaboración propia

Para concluir, obtenemos la tabla (16) donde están recogidos todos los VaR estratégicos estimados y los reales para cada uno de los 49 fondos de inversión de nuestra muestra de datos. Para ello, hemos calculado el promedio de los datos de la tabla (15) para cada fondo.

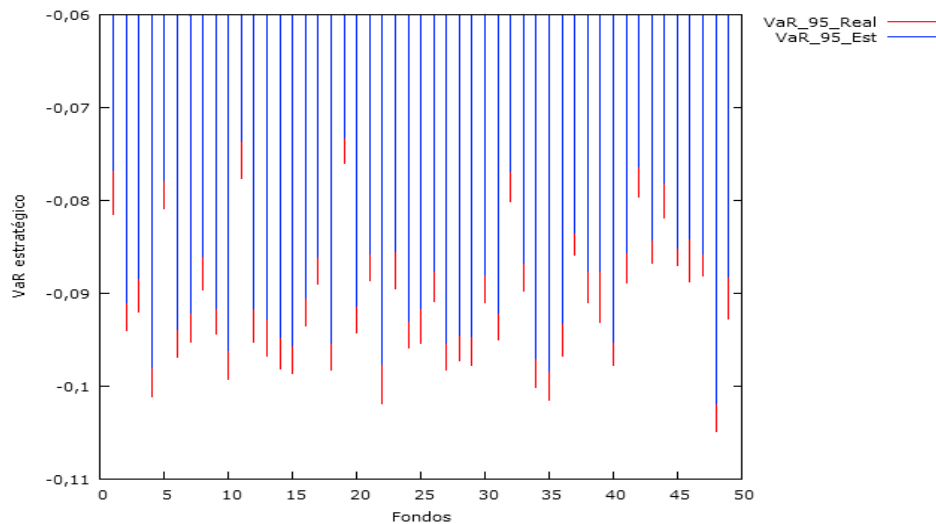
Tabla 16: Tabla resumen datos agregados

Fondo	VaR 95%		VaR 99%	
	VaR Estra. Estimado o MonteCarlo	VaR Estra. Real o Simulación Histórica	VaR Estra. Estimado o MonteCarlo	VaR Estra. Real o Simulación Histórica
F1	-5,9%	-8,7%	-6,6%	-10,6%
F2	-7,4%	-10,8%	-8,2%	-13,3%
F3	-6,9%	-10,0%	-7,6%	-12,3%
F4	-7,9%	-11,6%	-8,8%	-14,3%
F5	-6,1%	-8,9%	-6,7%	-10,9%
F6	-7,6%	-11,1%	-8,4%	-13,7%
F7	-7,6%	-11,1%	-8,4%	-13,8%
F8	-7,3%	-10,7%	-8,1%	-13,2%
F9	-7,4%	-10,8%	-8,2%	-13,4%
F10	-7,7%	-11,2%	-8,5%	-13,8%
F11	-5,8%	-8,5%	-6,4%	-10,4%
F12	-7,5%	-10,9%	-8,3%	-13,5%
F13	-7,5%	-10,9%	-8,3%	-13,4%
F14	-7,7%	-11,2%	-8,5%	-13,9%

Fondo	VaR 95%		VaR 99%	
	VaR Estra. Estimado o MonteCarlo	VaR Estra. Real o Simulación Histórica	VaR Estra. Estimado o MonteCarlo	VaR Estra. Real o Simulación Histórica
F15	-7,8%	-11,3%	-8,6%	-14,0%
F16	-7,5%	-11,0%	-8,3%	-13,6%
F17	-7,2%	-10,5%	-8,0%	-13,0%
F18	-7,7%	-11,3%	-8,5%	-13,9%
F19	-5,5%	-8,1%	-6,1%	-9,9%
F20	-7,4%	-10,8%	-8,2%	-13,3%
F21	-6,9%	-10,1%	-7,7%	-12,5%
F22	-8,0%	-11,7%	-8,9%	-14,5%
F23	-7,1%	-10,4%	-7,9%	-12,8%
F24	-7,4%	-10,8%	-8,2%	-13,4%
F25	-7,6%	-11,1%	-8,4%	-13,7%
F26	-7,0%	-10,2%	-7,7%	-12,6%
F27	-7,7%	-11,3%	-8,5%	-13,9%
F28	-7,3%	-10,6%	-8,1%	-13,1%
F29	-7,6%	-11,1%	-8,4%	-13,7%
F30	-7,0%	-10,2%	-7,7%	-12,5%
F31	-7,2%	-10,6%	-8,0%	-13,0%
F32	-6,2%	-9,0%	-6,8%	-11,1%
F33	-7,0%	-10,3%	-7,8%	-12,6%
F34	-7,9%	-11,5%	-8,8%	-14,2%
F35	-7,8%	-11,4%	-8,7%	-14,1%
F36	-7,6%	-11,1%	-8,4%	-13,7%
F37	-6,3%	-9,2%	-6,9%	-11,2%
F38	-5,8%	-8,5%	-6,4%	-10,3%
F39	-7,5%	-11,0%	-8,4%	-13,6%
F40	-7,3%	-10,6%	-8,0%	-13,0%
F41	-6,8%	-9,9%	-7,5%	-12,2%
F42	-5,6%	-8,3%	-6,2%	-10,1%
F43	-7,0%	-10,2%	-7,7%	-12,6%
F44	-6,3%	-9,2%	-6,9%	-11,2%
F45	-6,9%	-10,1%	-7,6%	-12,4%
F46	-7,1%	-10,4%	-7,9%	-12,8%
F47	-6,9%	-10,1%	-7,6%	-12,4%
F48	-7,8%	-11,4%	-8,7%	-14,0%
F49	-6,3%	-9,2%	-7,0%	-11,3%

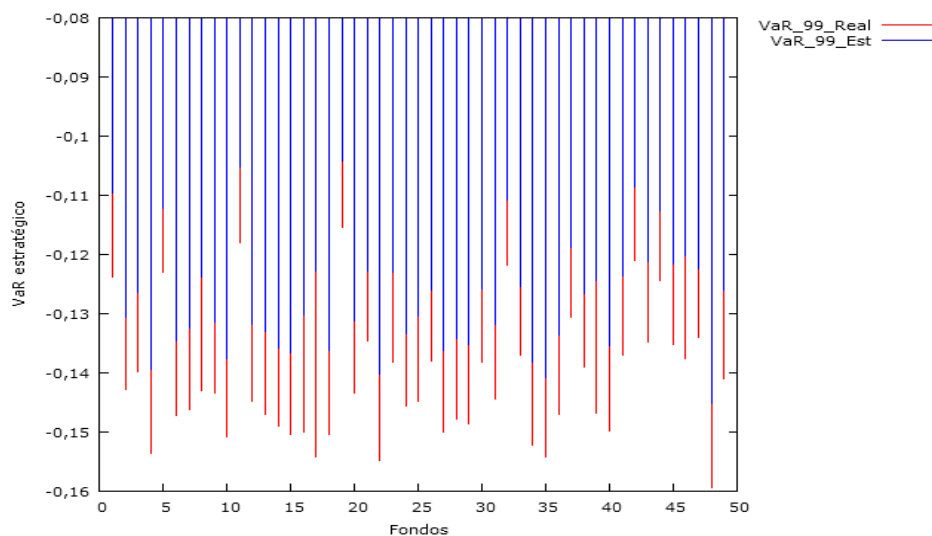
En la tabla (16) parece que los resultados de los VaR obtenidos distan bastante de los VaR reales, aunque si observamos los gráficos (12) y (13) vemos que estas diferencias se mantienen bastante constantes a lo largo de los 60 períodos, siendo los VaR estimados menores que los VaR reales. De hecho, estas diferencias son significativamente superiores con los VaR obtenidos con un 99% que con un 95% de confianza. Estos errores pueden ser debidos a que la frecuencia de observación de los datos es mensual. Por ello, se pierde mucha información ya que las rentabilidades se suavizan debido a que se obtienen los precios de cierre mediante promedios de los precios obtenidos a lo largo del mes. Por esta razón, con el uso de datos con más frecuencia de observación mejoraría la robustez y la fiabilidad de los resultados y con ello, menos diferencias entre los VaR reales y los calculados, evidentemente este es uno de los futuros puntos de mejora del trabajo.

Gráfico 12: Promedio VaR estimado vs VaR Real 95% confianza para cada fondo



Fuente: elaboración propia

Gráfico 13: Promedio VaR estimado vs VaR Real 99% confianza para cada fondo



Fuente: elaboración propia

6. CONCLUSIONES

Nuestro estudio evalúa empíricamente el modelo de riesgo basado en el análisis de estilos. La gestión de riesgos permite a los inversores hacer previsiones de riesgo, facilitando la toma de buenas decisiones para conseguir manejarlo y reducirlo. De esta forma, el VaR estratégico de cada fondo sirve al gestor para tener en cuenta una previsión de pérdidas en un período determinado. Por lo tanto, siguiendo una metodología VaR como la analizada en este trabajo, se puede llegar a tener un buen control y una correcta supervisión de un fondo de inversión. Lo cual es muy importante, ya que si no se tiene bien controlado, puede significar unas pérdidas elevadas a nivel de la gestora que gestiona el fondo.

Todos los resultados obtenidos son coherentes. Como se ha comentado, se observa un error sistemático en la obtención de los VaR de los fondos que proviene de la diferencia entre los resultados VaR estratégicos estimados (MonteCarlo) y los VaR estratégicos reales (simulación histórica) de los fondos, que se repite sistemáticamente a lo largo de los 60 períodos. Disponer de información del VaR estratégico de un fondo permite a los gestores hacer previsiones de riesgo. Por lo tanto, si se tratara de una gestora que, siguiendo nuestra metodología de cálculo, realiza este estudio con el fin de hacer previsiones de pérdidas de cada fondo, estaríamos teniendo en cuenta unas previsiones menores que las reales en promedio para cada fondo. Este trabajo pone de manifiesto que para obtener el VaR estratégico de los fondos, es necesario dotar a estos modelos de mayor frecuencia de observación de datos, debido a que con datos mensuales se infravalora el riesgo. Las rentabilidades se suavizan debido a que se obtienen los precios de cierre mediante promedios de los precios obtenidos a lo largo del mes, lo que implica una pérdida de información de la volatilidad real del fondo a lo largo del mes. Por lo tanto, con el uso de mayor frecuencia de datos observados, por ejemplo, diariamente o semanalmente, conseguiríamos que mejorara la robustez y la fiabilidad de los resultados.

Comparando el trabajo base de *Papadamou y Stephanides (2004)* con el nuestro, podemos concluir que hemos mejorado principalmente en el tema de la elección de los *benchmarks*. En su trabajo, ni justifican su elección ni prueban que sus índices de referencia sean lo bastante exhaustivos, exclusivos e independientes. Otra diferencia significativa entre ambos es la base de datos ya que nosotros utilizamos una muestra mayor y con datos de fondos de inversión del mercado español. Este hecho tiene como consecuencia que nuestra ventana móvil con la que realizamos los cálculos sea mayor que la del trabajo base y con ello, se gana fiabilidad. Por lo tanto, en nuestro trabajo se mejoran algunos aspectos metodológicos aunque todavía hay algunas limitaciones.

Las posibles líneas de mejora serían: tener en cuenta y contrastar otros modelos; no solo asumir distribución normal en el momento de la realización de las simulaciones; o aplicar la metodología con datos de observación de mayor frecuencia.

BIBLIOGRAFÍA

- Alexander, G. J. and Baptista, A. M. (2003) Portfolio performance evaluation using value at risk. *The Journal of Portfolio Management*, Vol. 29, No. 4, 93-102.
- Alfaro, R., Calvo, D. and Oda, D. (2008) Riesgo de crédito de la banca, *Working Paper*, No. 503, Banco Central de Chile.
- Andreu, L., Sarto, J.L. and Serrano, M. (2015) Implications of manager replacement: evidence from the Spanish mutual fund industry, *Applied Economics*, Vol. 47, No. 13, 1366-1387.
- Angelidis, T. and Benos, A. (2008) Value-at-Risk for Greek Stocks, *Multinational Finance Journal*, Vol. 12, No. 1, 67-104.
- Angelidis, T. Benos, A. and Degiannakis, S. (2004) The Use of GARCH Models in VaR Estimation, *Statistical Methodology*, Vol. 1, No. 2, 105-128.
- Baharul-Ulum, Z. K. A., Ahmad, I., Salamudinb, N. and Sanga, L. T. (2014) The Analysis of Risk Models for Malaysia's Non-financial Sectors, *Malaysian Journal of Business and Economics*, Vol. 1, No. 1, 1-18.
- Barone-Adesi, G. and Giannopoulos, K. (2001) Non parametric VaR techniques: myths and realities, *Economic Notes*, Vol. 30, No. 2, 167-181.
- Cassidy, C. and Gizycki, M. (1997) Measuring traded market risk: Value-at-Risk and Backtesting Techniques, *Economic Research Department*, Reserve Bank of Australia. Research Discussion Paper No. 9708.
- Farías, P. (2014) Divulgación del valor en riesgo (VaR) previo a la crisis en el sector bancario español, *AD-minister*, No. 25, 37-47.
- Feng, J. (2008) *Evaluating the Performance of Chinese Mutual Funds: A Study of the Application of Value-at-Risk (VaR)* (Doctoral dissertation, University of Nottingham).
- Fernández, M. and Matallín, J. (1999) Análisis de la performance a través del estilo del fondo de inversión, *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, 413-442.
- Fung, W. and Hsieh, D. A. (2004) Hedge fund benchmarks: A risk-based approach, *Financial Analysts Journal*, Vol. 60. No. 5, 65-80.
- Füss, R., Kaiser, D. G. and Adams, Z. (2007) Value at risk, GARCH modelling and the forecasting of hedge fund return volatility, *Journal of Derivatives and Hedge Funds*, Vol. 13, No. 1, 2-25.
- García, J. and Martínez, J. (2005). Enfoques diferentes para medir el valor en riesgo (VaR) y su comparación. Aplicaciones. *Revista Electrónica de Comunicaciones y Trabajos de ASEPUMA*, Vol. Actas 13, 1.
- Hernández, M. (2003) El efecto Nivel de Riesgo en las metodologías VaR, *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, Vol. 32, No. 119, 1013-1051.
- Huang, Y. C. and Lin, B. J. (2004) Value-at-risk analysis for Taiwan stock index futures: fat tails and conditional asymmetries in return innovations, *Review of Quantitative Finance and Accounting*, Vol. 22, No. 2, 79-95.

- Ibbotson, R. G. and Kaplan, P. D. (2000) Does asset allocation policy explain 40, 90, or 100 percent of performance?, *Financial Analysts Journal*, Vol. 56, No. 1, 26-33.
- Johnson, C. A. (2001) Value at Risk: teoría y aplicaciones, *Estudios de economía*, Vol. 28, No. 2, 217-247.
- Jorion, P. (2006) Risk management for hedge funds with position information. *Working Paper*.
- JPMorgan (1994) RiskMetrics Technical Document. *Morgan Guaranty Trusty Company*.
- Khindanova, I., Rachev, S. and Schwartz, E. (2001) Stable modeling of value at risk, *Mathematical and Computer Modelling*, Vol. 34, No. 9, 1223-1259.
- Knop, R., Villalón, J. F. V. and Cachán, J. (2003) Derivados de crédito: Aspectos financieros y legales, *Ediciones Pirámide*.
- Lau, W. Y. (2005) An Empirical Analysis on Equity Style Portfolio Risk using Value-at-Risk. *Working Paper*.
- Markowitz, H.M. (1952) Portfolio Selection, *Journal of Finance*, No. 7, 77-91
- Mascareñas, J. (2008) Introducción al Var. Universidad de Madrid. *Working Paper*.
- Menichini, A. (2004) Value at Risk. Metodología de administración del riesgo financiero, *Invenio: Revista de investigación académica*, No. 13, 127-137.
- Michail, V. (2009) Value at Risk for Greek Mutual Funds (Doctoral dissertation, University of Piraeus).
- Mohammadi, S. M., Nejadolhosseini, N. S. and Tehrani, R. (2014) Value at Risk as a Tool for Mutual Funds Performance Evaluation, *International Business Research*, Vol. 7, No. 10, 16.
- Nadiezhdá, T. (2010) Valoración del Riesgo utilizando cópulas como medida de la dependencia: Aplicación al sector financiero mexicano (2002-2008) Doctoral dissertation, Tesis de doctorado. Universidad Complutense de Madrid.
- Nyssanov, A. (2013) An empirical study in risk management: estimation of Value at Risk with GARCH family models. *Working Paper*.
- Papadamou, S. and Stephanides, G. (2004) Evaluating the style-based risk model for equity mutual funds investing in Europe, *Applied Financial Economics*, Vol. 14, No. 10, 751-760.
- Rodríguez, C. P., García, J. M., and Gamallo, R. N. (2010) La gestión de la liquidez del Banco Central Europeo durante la crisis financiera: 2008-2009, *Economical Analysis Working Papers*, Vol. 9, No. 3, 1.
- Romero, R. (2005) Medidas de riesgo financiero, *Revista Economía y Administración de la Universidad de Chile*, 57-63.
- Schreiber, B., Wiener, Z. and Zaken, D. (1999) The implementation of value at risk (var) in israel's banking system, *Bank of Israel Banking Review*, No. 7, 61-87.
- Sharpe, W. F. (1963) A simplified model for portfolio analysis, *Management science*, Vol. 9, No. 2, 277-293.
- Sharpe, W. F. (1966) Mutual Fund Performance, *Journal of Business*, 119-138.

- Sharpe, W. F. (1987) An algorithm for portfolio improvement, *Advances in Mathematical Programming and Financial Planning* (Eds) K. D. Lawrence, J. B. Guerard, Jr. and G. D. Reeves, JAI Press Inc., Greenwich, 155-70.
- Sharpe, W. F. (1992) Asset Allocation: Management Style and Performance Measurement, *Journal of Portfolio Management*, Vol. 18, No. 2, 7-19.
- Soley Sans, J. (2006) Métodos clave para calcular el Valor en Riesgo, *Estrategia Financiera*, No. 230, 30-36.
- Vlaar, P. J. (2000) Value at risk models for Dutch bond portfolios, *Journal of banking and finance*, Vol. 24, No. 7, 1131-1154.
- Yapur, M. Molina, M. and Gando, P. (2004) El valor en riesgo aplicado a fondos de inversion. *Working Paper*.

Páginas web:

www.afi.es

www.eleconomista.es

www.msci.es

Síntesis de Indicadores Económicos (Informe Trimestral) Febrero 2015

<http://serviciosweb.meh.es/apps/dgpe/textos/ice/infotrim/ICEpub.pdf>

ANEXO I: Trabajos empíricos citados sobre VaR: elementos fundamentales.

Referencia	Ámbito de aplicación	Frecuencia datos	Localización
Alfaro, Calvo y Oda (2008)	Datos de los balances de los bancos	Mensuales	Chile
Angelidis and Benos (2008)	Acciones y 2 carteras	Diarios	Grecia
Angelidis, Benos and Degiannakis (2004)	5 índices: S&P 500, NIKKEI 225, DAX 30, CAC 40 y FTSE 100.	Diarios	Mundial
Cassidy and Gizycki (1997)	250 datos de Bancos	Diarios	Australia
Füss, Kaiser and Adams (2007)	S&P hedge fund.	Diarios	Mundial
Hernández (2003)	Activos de renta variable	Diarios	España
Huang, and Lin (2004)	Acciones	Diarios	Taiwan
Johnson (2001)	3 bancos Aplicaciones sobre carteras de activos de bonos, acciones, forwards y swaps	Mensuales (bancos) y semanales (activos)	Chile
Jorion (2006)	Hedge funds	Diarios	Estados Unidos
Karamah, Ahmad, Salamudin and Thien (2014)	Acciones	Diarios	Malasia
Lau (2005)	Fondos Renta variable	Diarios	Malasia
Mascareñas (2008)	Acciones	Diarios	España
Menichini (2004)	Una cartera de activos financieros de 10 acciones que forman parte del índice Merval (Bolsa de Comercio de Buenos Aires)	Diarios	Argentina
Michail (2009)	3 fondos de inversión	Diarios	Grecia
Mohammadi, Tehrani and Nejadolhosseini (2014)	Fondos inversión	Diarios	Irán
Nyssonov (2013)	5 stock índices and 4 portfolios	Diarios	Suecia
Papadamou and Stephanides (2004)	Fondos de inversión	Mensuales	Europa
Schreiber, wiener, and zaken (1999)	Bancos	Diarios	Israel
Vlaar (2000)	Carteras de Bonos	10días	Holanda
Yapur Molina y Gando (2004)	2 fondos de inversión	Datos quincenales	Colombia

Fuente: elaboración propia

ANEXO II: Tabla con las simulaciones del método de MonteCarlo (3.1.3).

Simulación	Valor de la inversión				
		33	7.894,31 €	67	8.053,66 €
		34	6.787,01 €	68	7.098,56 €
1	4.426,50 €	35	8.516,63 €	69	9.401,55 €
2	9.980,53 €	36	12.166,37 €	70	8.316,08 €
3	24.441,74 €	37	10.800,42 €	71	19.634,93 €
4	5.255,68 €	38	27.041,45 €	72	14.303,27 €
5	12.897,90 €	39	15.685,73 €	73	33.179,24 €
6	6.870,98 €	40	20.182,39 €	74	7.586,35 €
7	24.595,03 €	41	14.075,94 €	75	7.752,49 €
8	14.103,50 €	42	6.687,96 €	76	14.884,98 €
9	7.246,71 €	43	16.127,10 €	77	6.939,27 €
10	11.529,87 €	44	6.651,09 €	78	10.791,53 €
11	6.300,07 €	45	23.502,78 €	79	7.646,14 €
12	8.249,46 €	46	13.901,69 €	80	27.869,71 €
13	15.712,16 €	47	14.381,58 €	81	9.130,62 €
14	5.720,91 €	48	4.456,21 €	82	5.060,19 €
15	24.235,72 €	49	4.685,48 €	83	15.006,00 €
16	24.403,13 €	50	5.498,88 €	84	5.602,43 €
17	4.121,99 €	51	4.867,77 €	85	16.434,61 €
18	6.676,49 €	52	13.213,07 €	86	7.885,92 €
19	24.296,69 €	53	10.598,21 €	87	20.716,13 €
20	14.559,37 €	54	14.506,25 €	88	12.904,04 €
21	5.437,00 €	55	24.769,86 €	89	14.188,41 €
22	9.002,20 €	56	10.593,72 €	90	18.799,98 €
23	7.590,47 €	57	53.745,14 €	91	28.149,45 €
24	24.969,47 €	58	9.025,10 €	92	5.717,81 €
25	7.017,85 €	59	11.218,38 €	93	8.185,41 €
26	36.036,43 €	60	15.764,69 €	94	16.051,26 €
27	10.716,30 €	61	12.436,09 €	95	12.481,15 €
28	13.143,49 €	62	12.421,99 €	96	28.931,74 €
29	34.168,67 €	63	34.311,84 €	97	18.271,27 €
30	9.483,42 €	64	19.058,09 €	98	1.992,18 €
31	6.555,95 €	65	8.836,66 €	99	6.588,61 €
32	8.320,25 €	66	28.891,21 €	100	8.941,29 €

Fuente: elaboración propia

ANEXO III: Distribuciones de frecuencias de los logaritmos de las rentabilidades los tres índices y gráficos Q-Q plots para contrastar normalidad.

Gráfico 14: Distribución de frecuencias I_1

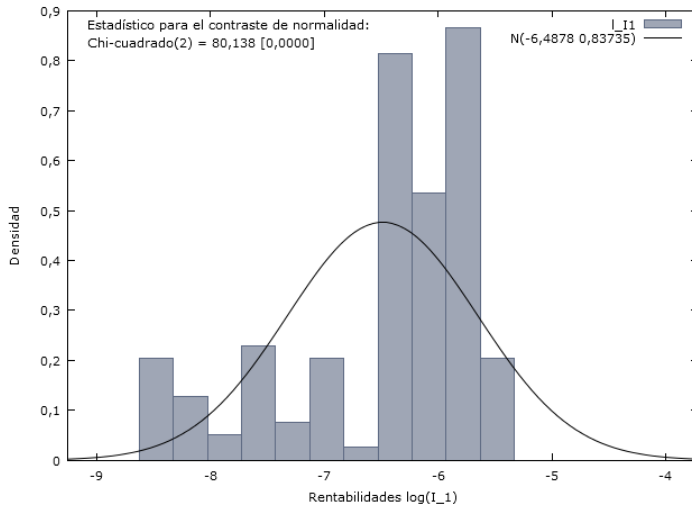


Gráfico 15: Q-Q de I_1

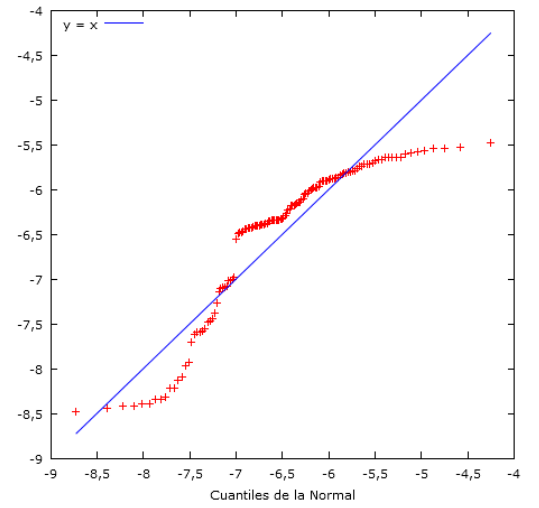


Gráfico 16: Distribución de frecuencias I_2

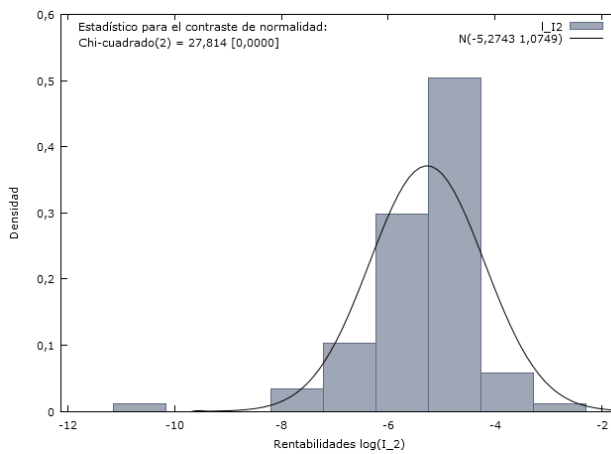


Gráfico 17: Q-Q de I_2

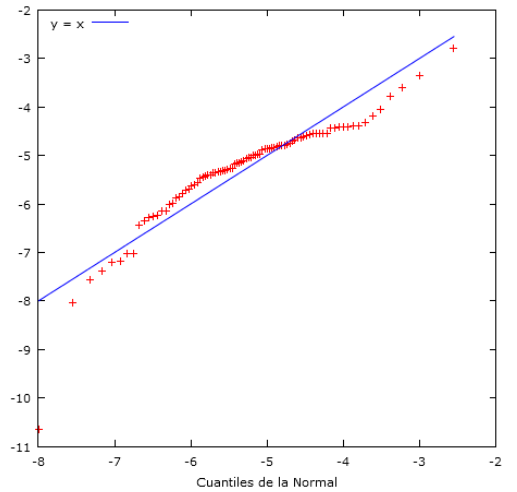


Gráfico 18: Distribución de frecuencias I_3

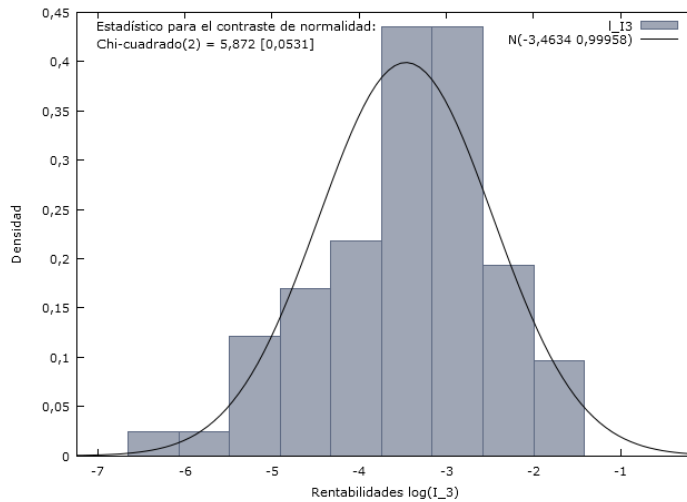
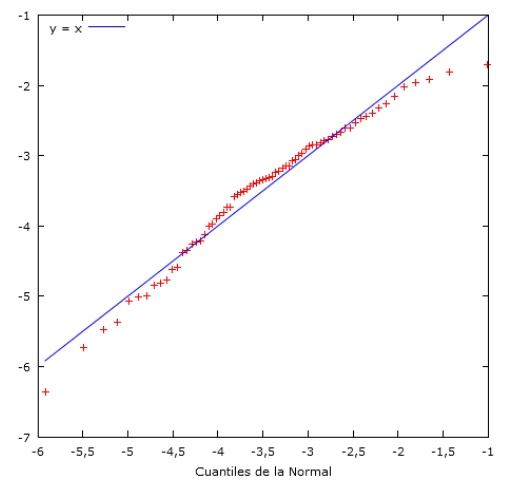


Gráfico 19: Q-Q de I_3



Fuente: elaboración propia