



FACULTAD DE CIENCIAS ECONÓMICAS Y EMPRESARIALES
(ICADE)

**VALORACIÓN DEL RIESGO DE MERCADO EN
LOS DIFERENTES FOONDOS DE INVERSIÓN
ESPAÑOLES TRAS EL BREXIT
TRABAJO FIN DE MÁSTER**

Autor: YU SUN

Director: Antonio Pizarro

Julián Oliver

YU
SUN

**VALORACIÓN DEL RIESGO DE MERCADO EN LOS DIFERENTES FOONDOS DE INVERSIÓN
ESPAÑOLES TRAS EL BREXIT
TRABAJO FIN DE MÁSTER**





FACULTAD DE CIENCIAS ECONÓMICAS Y EMPRESARIALES
(ICADE)

Valoración del Riesgo de Mercado en los diferentes fondos de inversión españoles tras el Brexit

Autor: Yu Sun

Tutor: Antonio Mota Pizarro, Julián Oliver

Resumen:

Una de las medidas más importantes de la gestión empresarial es controlar la valoración del riesgo de mercado, lo que podría aumentar el rendimiento económico de las empresas y avanzar hacia un desarrollo sostenible de las mismas. Por ello, en los últimos años, se han publicado numerosas investigaciones sobre este tema, y, principalmente, sobre qué factores pueden estar influyendo en los instrumentos de control en las empresas. En el presente estudio hemos realizado un análisis del riesgo de mercado de los diferentes fondos de inversión españoles tras el Brexit. Por lo tanto, el principal objetivo es analizar cómo afecta el fenómeno del Brexit al binomio de rentabilidad de riesgos de diferentes fondos de inversión españoles a través del estudio de la valoración de riesgo a lo largo de diferentes períodos de tiempo, antes del Brexit y después del mismo. Nuestro estudio concluye que el rol de riesgo de mercado de las empresas en su rendimiento económico tras el Brexit se verificaría también en el caso de España.

Palabras clave: riesgo de mercado, fondos de inversión, VaR, modelo de riesgo.

Abstract:

One of the most important measures of management is to control the market risk assessment, which could increase the economic performance of the companies and to allow us to move towards a sustainable development. Therefore, a lot of studies have been published in recent years regarding this subject, and especially about what factors may be influencing control instruments in companies. In this study we conducted an analysis of the market risk of different Spanish investment funds after the Brexit. Thus, our main goal is to analyze how the Brexit affected the binomial of risks' profitability of different investment funds through different periods of time, before and after the Brexit. Our study concludes that the role of market risk companies in their economic performance after the Brexit would also verify in the case of Spain.

Key words: market risk, investment funds, VaR, risk model.

AGRADEMIENTOS

En primer lugar, debo un agradecimiento singular al Profesor Antonio Mota Pizarro y Julián Oliver que, como mi tutor de esta tesis, me han orientado, apoyado y corregido con mucho interés y paciencia. Además, agradezco a la Universidad Comillas Pontificia, especialmente a los responsables del Máster en Gestión de Riesgo Financiero.

A mis padres, porque creyeron en mí y porque me sacaron adelante, dándome ejemplos dignos de superación y entrega. Porque, en gran parte, gracias a ustedes hoy puedo ver alcanzada mi meta, ya que siempre estuvieron impulsándome en los momentos más difíciles de mi carrera, y porque el orgullo que sienten por mí fue lo que me hizo ir hasta el final.

Mil palabras no bastarían para agradecerles su apoyo, su comprensión y sus consejos en los momentos difíciles.

Muchas gracias

TABLA DE CONTENIDOS

Capítulo I. Introducción	11
1.1 Introducción	11
1.2 Objetivos y metodología	12
1.2.1 Análisis documental y bibliográfico	13
1.3 Estructura del trabajo	13
Capítulo II. Marco teórico	15
2.1 Introducción a la valoración de riesgos	15
2.2 Fórmula matemática	17
2.3 Métodos para calcular VaR	19
2.3.1 Método de simulación paramétrico para el cálculo del VaR.....	19
2.3.2 Método de simulación histórico para el cálculo del VaR.....	19
2.3.2 Método de simulación de Montecarlo para el cálculo del VaR.....	20
2.4 Concepto de riesgo del mercado	20
Capítulo III. Variables de estudio y tipo de análisis	22
3.1 Selección de la muestra	23
3.1.1 Fondo <i>BBVA</i> Bono 2024	23
3.1.2 Fondo <i>BBVA</i> Bolsa plus FI.....	24
3.1.3 Fondo Monetario.....	24
3.1.4 Fondo Santander	25

3.2 Descripción de la estadística utilizada	25
3.2.2 Modelos de VaR.....	27
3.2 Descripción de la muestra.....	31
Capítulo IV. Resultados	32
4.1 Cartera de valores del <i>BBVA Bono 2024</i>	32
4.1.1 Descriptiva	32
4.1.2 Distribución de los datos.....	33
4.1.2 Comparación en los diferentes periodos de estudio.....	34
4.2 Cartera de valores del <i>BBVA Bolsa plus FI</i>.....	36
4.2.1 Descriptiva	36
4.2.2 Distribución de los datos.....	37
4.2.2 Comparación en los diferentes periodos de estudio.....	39
4.3 Cartera de valores del fondo <i>Monetario</i>	42
4.3.1 Descriptiva	42
4.3.2 Distribución de los datos.....	43
4.3.2 Comparación en los diferentes periodos de estudio.....	44
4.4 Cartera de valores del fondo <i>Monetario</i>	47
4.4.1 Descriptiva	47
4.4.2 Distribución de los datos.....	48
4.4.2 Comparación en los diferentes periodos de estudio.....	49

Capítulo V. Conclusiones	52
Bibliografía	55

Capítulo I. Introducción

1.1 Introducción

Los mercados financieros están continuamente sujetos a fluctuaciones en sus precios, tipos de interés y tipos de cambio que en muchos casos se traducen en pérdidas de valor inesperadas en las posiciones de los diferentes activos. La característica fundamental de los mercados es la incertidumbre. La incertidumbre como sinónimo de riesgo.

En el 23 de junio de 2016 los ciudadanos británicos fueron convocados a un referéndum con el objeto de decidir sobre la salida o la permanencia de su país en la Unión Europea. Al día siguiente se la votación se hizo público el resultado de la misma: el 51,9% de los británicos había votado por la salida, mientras que el 48,1% había votado por la permanencia del Reino Unido en la Unión Europea (UE). Inmediatamente, la inesperada noticia de la salida de Reino Unido de la UE fue recibida como un terremoto en todo el planeta, creando una sacudida histórica en los mercados financieros internacionales.

El mismo día, todas las bolsas europeas y americanas cerraron en rojo y las bolsas asiáticas también apuntaron fuertes bajadas. Según la agencia de noticias *Europa Press*, los valores españoles que quedan más expuestos en el Reino Unido que son los de las compañías *IAG*, *Santander*, *Sabadell*, *Iberdrola*, *Ferrovial* y *Telefónica*, que perdieron cerca de 30.000 millones de euros de capitalización. El indicador de Dow Jones de industriales bajó un 2,98%, el selectivo A&P 500 perdió un 2.92% y el índice Nasdaq bajó un 3,45%. Además, la libra se depreció un 7,5% frente al dólar americano hasta caer a mínimos históricos de 1985 en una sola sesión.

Por si esto fuera poco, el precio del petróleo cayó más de un 4% en medio de la incertidumbre tras el triunfo del Brexit y la onza de oro cerró con 1.135 dólares, por lo

que aumentó un 4,2%.

A lo mencionado anteriormente hay que añadir que la incertidumbre de los detalles del Brexit ha generado una gran volatilidad en el mercado financiero, de manera que las inversiones se han visto afectadas por el aumento en la volatilidad del mercado. Por eso, el objetivo principal del texto es analizar cómo afecta el fenómeno del Brexit a los diferentes fondos de inversión en España.

1.2 Objetivos y metodología

El principal objetivo de este trabajo es analizar cómo afecta el fenómeno del Brexit al binomio de rentabilidad de riesgos de los diferentes fondos de inversión españoles a través del estudio de la valoración de riesgo (variable VaR) a lo largo de diferentes períodos de tiempo, antes del Brexit y después del mismo.

Para ello, calcularemos los valores de valoración de riesgo de diferentes momentos anteriores al Brexit y posteriores al Brexit en las diferentes gamas de fondos de inversión españoles, y los compararemos para cuantificar así cómo ha afectado dicho fenómeno a su binomio de rentabilidad de riesgos.

Este trabajo incluye una revisión de los estudios publicados en la literatura, y un análisis cuantitativo de estudios seleccionados de una muestra de datos de los fondos que cotizaban en la bolsa en el momento del Brexit, con la finalidad de construir un modelo adecuado de análisis empírico que profundice en la influencia de los diversos parámetros.

En este trabajo se combinarán metodologías de investigación teórica y empírica. Así, la combinación del estudio teórico y el análisis de datos reales servirán para añadir consistencia a las conclusiones que de él extraigamos.

1.2.1 Análisis documental y bibliográfico

El análisis documental es una metodología de investigación que se basa en recopilar documentos bibliográficos sobre un tema determinado y describir la información contenida en esos documentos de manera resumida e integrada, con el objetivo de generar un texto de fácil comprensión que reúna lo más importante del tema de estudio.

Para ello, es necesario un trabajo de análisis y síntesis de la literatura previa, recuperando esas fuentes, extrayendo sus contenidos más relevantes, y, muchas veces, traduciendo estos contenidos. Para el presente estudio, hemos realizado una búsqueda de artículos en Internet y hemos realizado un resumen de ellos, tanto de artículos que versan sobre la teoría del análisis de riesgos, como de artículos prácticos. El análisis y la discusión ofrecen un apoyo teórico al sistema de investigación.

Así, el análisis documental y bibliográfico se ha utilizado en el presente trabajo para ordenar una gran cantidad de literatura y obtener conclusiones sobre la base de los fundamentos teóricos, así como los conceptos involucrados en el análisis de riesgos, y también para obtener los datos necesarios para la parte práctica de la investigación, así como para comprender los resultados de las investigaciones pertinentes.

1.3 Estructura del trabajo

os:

- El presente trabajo tiene como tema de estudio y consta de tres partes: la introducción del tema elegido para ponerlo en contexto, los objetivos y metodología del estudio, y la estructura del trabajo.
- **lo II. Marco teórico**

de las investigaciones ya existentes.

- **Capítulo III. Variables de estudio y tipo de análisis.** En este capítulo justificamos la selección del tema de estudio y de las variables que hemos incluido en el análisis empírico, basándonos en resultados previos extraídos de la literatura.
- **Capítulo IV. Análisis empírico y resultados.** Esta sección constituye el núcleo del estudio empírico. Explicamos la selección los fondos de cada gama, con sus ISIN. Y analiza las características de los estilos de gestión de los diferentes fondos de inversión según los datos seleccionados y la rentabilidad riesgo, así como los activos donde invierten, etc.
- **V. Conclusiones**

o de partida
para estudiar las conclusiones presentadas y algunas sugerencias para mejorar
el control de riesgo de mercado

estudio.

Capítulo II. Marco teórico

2.1 Introducción a la valoración de riesgos

El análisis del riesgo implica los diversos rendimientos potenciales podemos conseguir al realizar una inversión, de forma que nos permite estimar el rendimiento medio esperado y la posible desviación por “encima” (ganancias) o por “debajo” (pérdidas) de ese valor medio. Así, toda medida de riesgo de mercado pretende cuantificar la incertidumbre en el valor futuro de un conjunto de activos financieros (Alexander 2008).

Para poder determinar la dispersión de los resultados de un conjunto de activos financieros, en cuando a sus pérdidas y ganancias, necesitamos tener una evaluación individual del potencial de los precios de los activos individuales a la variación y la dependencia entre los movimientos de los precios de los diferentes activos (Alexander 2008).

Algunas de las medidas para cuantificar la el riesgo de un conjunto de activos financieros son la **volatilidad** y la **correlación**, que sirven para definir los riesgos de pérdidas y ganancias siempre y cuando los factores de riesgo sigan una distribución normal multivariante. Si no se cumple la asunción de una distribución normal multivariante, la volatilidad y la correlación no sirven para resumir la incertidumbre de un determinado valor de un conjunto de activos financieros (Alexander 2008).

Por eso, han surgido otras medidas del riesgo de los activos, como el **valor de riesgo (VaR)**, que es la variable más utilizada por la mayoría de instituciones financieras desde mediados de la década de 1990 para evaluar el riesgo (Alexander 2008).

Por lo tanto, el VaR es una técnica estadística que se utiliza para medir y cuantificar el nivel de riesgo financiero dentro de una cartera de inversiones de activos financieros durante un período de tiempo específico. De tal forma, el VaR es utilizado por los gestores de riesgos con el fin de medir y controlar el nivel de riesgo que los activos

financieros comprometen.

El VaR es un concepto de referencia cuando se plantea la cuantificación del riesgo de mercado, y se mide a través de tres variables: (1) la cantidad de pérdida potencial, (2) la probabilidad de que la cantidad de pérdida, y (3) el plazo. Así, el VaR de una cartera se define como: **rada debida a un movimiento adverso, dentro de un determinado intervalo de confianza, a lo largo de un determinado horizonte temporal** (Alexander 2008).

Además, las características que lo hacen una medida atractiva para un uso generalizado son:

- Que se corresponde a la cantidad que podría perderse con una determinada probabilidad elegida.
- Que mide tanto el riesgo de los factores de riesgo como el riesgo de los factores de sensibilidad.
- Que puede compararse a través de diferentes mercados.
- Que es una medida universal que se aplica a todas las actividades y todos los tipos de riesgo.
- Que puede medirse a cualquier nivel, desde un activo individual o una cartera de activos a una medida única de VaR para una empresa completa, cubriendo los riesgos de la marca en general.
- Que cuando se agregan sus valores (para calcular la VaR total de carteras mayores) o desagregan (para aislar componentes de riesgo que se correspondan a diferentes tipos de factores de riesgo) tiene en consideración las interdependencias entre los activos o carteras de activos que lo constituyen.

2.2 Fórmula matemática

El VaR es una pérdida de la que estamos seguros que no será excedida si la cartera actual se mantiene durante un determinado periodo de tiempo. Por lo tanto, el VaR tiene dos parámetros básicos:

- El nivel de significación α , o el **nivel de confianza** $1 - \alpha$. Normalmente, el nivel de significación lo fija un agente externo, como un regulador de banca, que normalmente es el 1 % para los bancos (nivel de confianza del 99%). Así, cuanto más conservador sea el usuario, menor será el valor de α , es decir, que mayor será el nivel de confianza aplicado.
- El **horizonte de riesgo**, que se denota con h , que es el periodo de tiempo, normalmente medido en días de actividad comercial más que en días de calendario, sobre el que se mide el VaR. Normalmente, es de 10 días para los bancos.

Dado que el perfil de pérdidas y ganancias (P/G) de una cartera de valores es una variable aleatoria, no podemos asegurar ningún valor concreto, pero sí podemos asociar un nivel de confianza a cada pérdida. Por ejemplo, un VaR diario del 5%, que se corresponde a un nivel de confianza del 95%, es el nivel de pérdida que anticipamos que se va a experimentar con una frecuencia del 5%, cuando la cartera de valores actual se mantenga durante 24 horas. Es decir, que estamos seguros al 95% de confianza de que el VaR no será excedido cuando la cartera se mantiene estática durante un día. O, lo que es lo mismo, que anticipamos que esa cartera de valores perderá el 5% VaR o más un día de cada 20. Por ejemplo, si el VaR a 1-día al 1% es de 2 millones de EUR, queremos decir que estamos seguros al 99% de que no perderemos más de 2 millones de EUR si mantenemos esa cartera de valores durante un día.

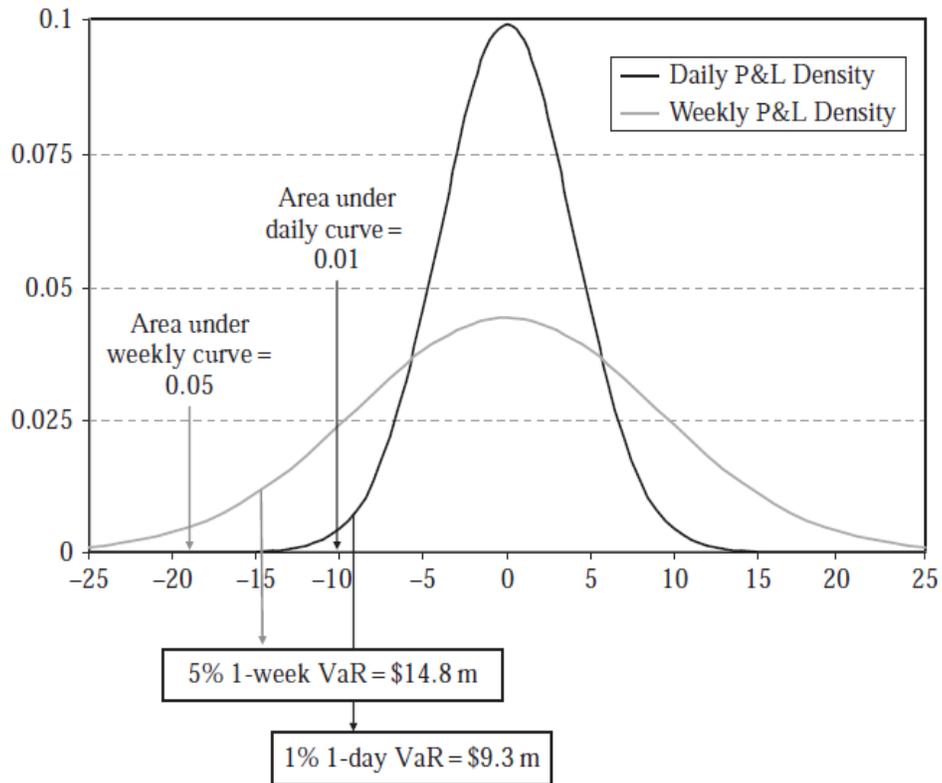


Figura 1. En esta figura podemos ver una representación gráfica de las funciones de densidad de dos ejemplos de VaR, para comprender mejor su definición. Fuente: Alexander 2008.

Para calcular el VaR, partimos de la siguiente expresión:

, dónde P es la probabilidad de que la pérdida de la cartera no supere la pérdida bajo cierto nivel de confianza a . Por lo tanto, ΔP es la pérdida de una cartera a lo largo de un periodo de tiempo Δt , y VaR es el valor límite que se puede perder, dado cierto nivel de confianza a .

Matemáticamente, VaR sería el de la distribución de pérdidas y ganancias (P/G), es decir, que satisface la relación:

, dónde $v(w)$ denota el cambio en el valor de la cartera, es decir, el llamado P/G, e implica que $v(0) = 0$, por lo que

α sea un nivel de confianza adecuado.

2.3 Métodos para calcular VaR

Existen tres metodologías fundamentales para calcular VaR, según la clasificación de Mori et al. (1996): (1) método de simulación paramétrico, (2) método de simulación histórico, y (3) método de simulación de Montecarlo.

Las metodologías tradicionales utilizadas para calcular el VaR y el VaR condicional (otra medida de riesgo), normalmente modelan el primer y segundo momento de las series, y suponen que el tercer y cuarto momento son constantes.

2.3.1 Método de simulación paramétrico para el cálculo del VaR

El método de simulación paramétrico asume que cada factor de riesgo varía en un importe equivalente a su desviación típica, obtenida en base a información histórica. Por lo tanto, se asume que el VaR es proporcional a la cartera de valores, calculada en base a informa

2.3.2 Método de simulación histórico para el cálculo del VaR

El método de simulación histórico deriva una distribución empírica de las variaciones experimentadas por el valor de una cartera de valores durante un determinado período de tenencia, anterior al momento del cálculo.

el compo

recogidas, entre otro

-Mosquera (1994) y Hendricks (1996).

2.3.2 Método de simulación de Montecarlo para el cálculo del VaR

Por último, el método de simulación de Montecarlo parte de la generación de series de variables pseudoaleatorias, asumiéndose que siguen la distribución real de la población, y considerando las varianzas y covarianzas estimadas en base a información histórica de la cartera de valores.

n

encontrar, entre otros, en los trabajos de Beder (1995) y Singh (1997). Se considera como una caja negra que genera resultados aleatorios.

2.4 Concepto de riesgo del mercado

El riesgo de mercado es el riesgo a las pérdidas del valor de un activo asociado a la fluctuación de su precio en el mercado. Por el mantenimiento de posiciones en los mercados, como consecuencia de un movimiento adverso en los factores de riesgo, que determinan el valor de mercado de dichas posiciones.

En los mercados financieros, los inversores se enfrentan a dos tipos de riesgos: los riesgos :

-

-

, d

. Los inversores pueden atenuar este tipo de riesgos construyendo carteras de forma inteligente.

Los factores de riesgo son las variables que determinan las variaciones en el valor o en los flujos de la cartera. Así, podemos hacernos una lista de comprobaciones a efectuar antes de invertir en un fondo, incluyendo factores de riesgo como los siguientes:

- **Objetivos del fondo:** fundamentalmente puede haber tres objetivos de inversión: el crecimiento por apreciación del capital, los pagos periódicos de renta y la protección de la inversión inicial.
- **La función del fondo.** Una cartera diversificada debería incluir una variedad de fondos que invierten en diferentes tipos de activo. Por ello es importante entender en qué invierte el fondo, como encaja en la cartera que ya tenemos y cómo trata de alcanzar su objetivo de inversión.

Capítulo III. Variables de estudio y tipo de análisis

Para el estudio empírico del presente trabajo, hemos realizado diferentes pasos:

1. En primer lugar, hemos identificado la gama de fondos de inversión españoles, a través de la página web de INVERCO (www.inverco.es). INVERCO es la Asociación de Instituciones de Inversión Colectiva y Fondos de Pensiones, y agrupa a la práctica totalidad de las Instituciones de Inversión Colectiva españolas (Fondos y Sociedades de Inversión), a los Fondos de Pensiones españoles, y a las Instituciones de Inversión Colectiva extranjeras registradas en la CNMV a efectos de su comercialización en España, así como a diversos Miembros Asociados.
2. Posteriormente, hemos seleccionado un fondo de cada gama, con su código ISIN (*International Securities Identification Numbering system*).
3. A continuación, hemos obtenido los datos necesarios para el análisis.
4. Seguidamente, procedemos a la caracterización de los estilos de gestión de los diferentes fondos de inversión seleccionados, y al análisis de su *benchmark* o rentabilidad riesgo, así como los activos donde invierten, etc., todo ello basado en teoría de carteras.
5. Posteriormente hemos obtenido los VaR, por las 3 metodologías mencionadas, de cada uno de los fondos, en los diferentes períodos de tiempo.
6. Por último hemos interpretado los resultados de los análisis, para obtener conclusiones acerca de cómo el Brexit ha cambiado los riesgos de mercado y ha influido en la selección de activos de diferentes fondos en España.

3.1 Selección de la muestra

Para realizar los análisis del presente estudio, hemos seleccionado el Fondo Monetario, tanto en renta fija, como en renta variable y en mixta de diferentes bancos:

1. Renta fija: *BBVA Bono 2024* (ISIN: ES0119176008)
2. Renta variable nacional: *BBVA Bolsa plus FI* (ISIN: ES0142451030)
3. Monetario: *BBVA FondoLiquidez FI* (ISIN: ES0137987006)
4. Renta variable mixta: *Santaner Tandem 20-60, FI* (ISIN: ES0145814036)

Para analizar el VaR de los diferentes fondos y poder estudiar el efecto del Brexit sobre ellos, hemos seleccionado los siguientes periodos de estudio:

- **Periodo 1:** Entre el 22 de julio de 2014 y el 30 de junio de 2015
- **Periodo 2:** Entre el 1 de julio de 2015 y el 30 de marzo de 2016
- **Periodo 3:** Entre el 31 de marzo de 2016 y el 24 de junio de 2016
- **Periodo 4:** Entre el 27 de junio de 2016 y el 15 junio de 2016

3.1.1 Fondo *BBVA Bono 2024*

Este fondo se invierte, directa o indirectamente a través de IIC financieras de renta fija (hasta el 10%), el 100% de la exposición total en activos de renta fija pública y/o privada (incluyendo depósitos hasta un 20%, aunque no titulaciones), invirtiendo un 50-100% de la exposición total en deuda emitida/avalada por el Estado español y el resto en renta fija pública y/o privada de emisores OCDE. El horizonte temporal de la cartera

es agosto 2024.

Se puede encontrar más información sobre el fondo *BBVA Bono 2024* en la siguiente página web:
<https://www.bbva.es/particulares/ahorro-inversion/fondos/ficha-fondos.jsp?sac=4415>

3.1.2 Fondo *BBVA Bolsa plus FI*

La gestión toma como referencia la rentabilidad del índice IBEX 35 ® (IBEX) pudiendo para ello superar los límites generales de diversificación. Se invertirá directa o indirectamente, a través de IIC financieras (hasta un 10%) más del 75% de exposición total en renta variable, de esta al menos el 90% será nacional. Si el gestor considera que hay potencial de revalorización, el fondo tendrá sesgo diferencial hacia títulos de baja y media capitalización que coticen en mercados españoles.

Se puede encontrar más información sobre el fondo *BBVA Bolsa plus FI* en la siguiente web: página
<https://www.bbva.es/particulares/ahorro-inversion/fondos/ficha-fondos.jsp?sac=598>

3.1.3 Fondo Monetario

Denominamos como fondo “monetario” al fondo de Liquidez FI del BBVA, cuya gestión toma como referencia la rentabilidad del índice repo día sobre deuda pública española. El objetivo de gestión es mantener el principal y obtener una rentabilidad acorde con los tipos del mercado monetario. El fondo estará expuesto, directa o indirectamente a través de IIC financieras (hasta un 10% del patrimonio) a instrumentos de mercado monetario cotizados o no, que sean líquidos y depósitos (como máximo un 20%) denominados en euros, de emisores públicos o privados de la OCDE.

Se puede encontrar más información sobre el Fondo Liquidez FI en la siguiente página web:
<https://www.bbva.es/particulares/ahorro-inversion/fondos/ficha-fondos.jsp?sac=4229>.

3.1.4 Fondo Santander

La gestión de este fondo toma como referencia la rentabilidad del índice Bofa Merrill Lynch Year Euro Government Index (EG00) y Bofa Merrill Lynch 1-5 Euro Large Cap Corporate Index (ERLV) para la renta fija y Eurostoxx 50 para la renta variable. El fondo tiene exposición directa e indirecta a través de IIC en renta fija (entre 40%-80%) y renta variable (entre 20%-60%). Podrá invertir hasta un 20% de la exposición total en bonos convertibles. La renta fija será pública y/o privada (incluyendo depósitos e instrumentos del mercado...

Se puede encontrar más información sobre el fondo *Santander* en la siguiente página web:
http://www.santanderassetmanagement.es/es_ES/Santander-Asset-Management-Espana/Fondos-de-Inversion-y-Planes-de-Pensiones/Buscador-de-productos.

3.2 Descripción de la estadística utilizada

El **rendimiento o porcentaje de variación** se calcula como el logaritmo del cociente de valores entre el valor liquidativo posterior y el previo.

Nos interesa conocer la distribución de frecuencias del rendimiento (% de variación: pérdidas si es negativo y ganancias si es positivo) para poder estudiar el riesgo de las diferentes carteras estudiadas. Para ello estudiaremos el tipo de distribución a la que se ajustan los datos de rendimiento de las diferentes carteras de valor.

En una exploración preliminar de los datos, hemos comprobado que estos no se ajustan bien a una **distribución normal** (ver resultados más adelante). Entonces, hemos

planteado si siguen **distribución LogNormal**, que es la distribución tal que el logaritmo de la variable (el rendimiento, en nuestro caso) se distribuye de forma normal. El problema de la distribución LogNormal es que los rendimientos negativos no quedarían reflejados, ya que no se pueden obtener logaritmos de números negativos.

La siguiente opción que nos planteamos es la de analizar los rendimientos negativos por un lado, considerándolos en positivo, como pérdidas, y las ganancias por otro lado. Si pérdidas y ganancias se distribuyen de una forma similar, eso significa que su distribución total sería simétrica, por lo que la aproximación normal sería adecuada.

Por el contrario, si las distribuciones son diferentes para las pérdidas y las ganancias, entonces hay que considerar necesariamente dos distribuciones separadas. En este caso, si el comportamiento de las pérdidas y el de las ganancias se ajustan bien a un **modelo Gamma** (ver resultados más adelante), entonces podremos calcular el VaR utilizando solamente la distribución de las pérdidas y la proporción entre la frecuencia absoluta de las pérdidas y el número total de casos. Hemos comprobado que los rendimientos se ajustan bien al modelo gamma (ver resultados más adelante), por lo que calcularemos ratio de pérdida como:



Por ejemplo, si hemos recopilado datos de rendimiento para una cartera de valores para un total de 100 días, y encontramos que hay pérdidas en 40 días, entonces el ratio de pérdidas será del 40%.

Como solamente utilizamos las pérdidas para calcular VaR, hemos de tener en cuenta que el nivel de significación será diferente que si utilizásemos todos los datos. Al nivel de significación (α) se refiere a todos los datos, las pérdidas más las ganancias. Entonces, tendremos que ajustar el α a los datos de cada caso dividiéndolo por el ratio de pérdidas.

Por ejemplo, si tenemos un ratio de pérdidas del 40%, es decir, que el 40% de los días hay pérdidas, entonces si queremos tener un α equivalente a un $\alpha = 1\%$ (para todos los datos), tendremos que dividirlo $0.001/0.4 = 0.025 = 2.5\%$. El α ajustado es del 2.5%.

3.2.2 Modelos de VaR

Hay tres modelos para estimar el VaR:

- 1. Modelo VaR lineal normal (o paramétrico):** sólo se puede aplicar a una cartera de valores cuando las estimaciones de pérdidas y ganancias sean una función lineal de las salidas de los factores de riesgo o las salidas de sus activos. La asunción más básica del modelo es que las salidas de los factores de riesgo se distribuyan normalmente, y que su distribución conjunta sea normal multivariante, de forma que la matriz de covarianzas de las salidas de los factores de riesgo capturen toda la dependencia entre los factores de riesgo. Bajo estas asunciones, podemos derivar la fórmula explícita del VaR como hemos visto más arriba.
- 2. Modelo de simulación histórica (o no-paramétrico):** asume que todas las posibles variaciones futuras se han experimentado en el pasado, y que la distribución simulada históricamente es idéntica a los resultados de la distribución en el horizonte de riesgo estudiado. Para calcular los VaR históricos hemos calculado utilizado $\alpha = 0.05$ para los cuatro periodos de estudio.
- 3. Modelo de simulación por Monte Carlo:** La forma más básica de modelo de VaR por Monte Carlo tiene las mismas asunciones que el modelo VaR lineal

normal, es decir, que los factores de riesgo resultantes sigan una distribución normal multivariante, y, en particular, que la matriz de covarianzas sea capaz de capturar todas las dependencias posibles entre las salidas de los factores de riesgo. Sin embargo, el modelo de VaR por simulaciones de Monte Carlo es muy flexible y se puede adaptar a otras distribuciones multivariantes. Nosotros hemos utilizado la **simulación por Monte Carlo el cálculo del VaR**. Para ello lo primero es comprobar que los datos siguen una distribución Gamma. Si esto es así, calculamos los parámetros (media y varianza) de la distribución Gamma que se ajusta a nuestros datos de la siguiente manera:

—

—

, donde μ es la media y σ la varianza de la distribución Gamma de los datos reales. Una vez tenemos los parámetros α y β para los VaR cada periodo de tiempo, pasaremos a hacer las simulaciones de Monte Carlo. Para ello, lo que hacemos es generar una cantidad de valores aleatorios similar a la de los días de muestreo (tamaño muestral, y, en esos valores aleatorios, que siguen supuestamente también una distribución Gamma con los parámetros α y β , calcular el inverso, es decir la función $F(x)$ correspondiente a α y β . De los valores simulados obtenidos de $F(x)$, calculamos un VaR simulado aplicando el percentil al 0.05 de nivel de significación.

3.2.3 Prueba no paramétrica de Kruskal-Wallis

Como la distribución de la variable en los diferentes fondos de inversión considerados no es normal, utilizaremos un test estadístico no paramétrico para determinar si existen diferencias estadísticamente significativas en la volatilidad de los diferentes periodos de estudio considerados.

En concreto, el análisis se denomina **análisis de la varianza de una clasificación por rangos de Kruskal-Wallis** (Siegel et al. 1972). Su objetivo es determinar k muestras independientes pertenecen realmente a poblaciones diferentes. En nuestro caso estamos analizando una misma cartera de valores en diferentes periodos de tiempo, por lo que se podría discutir que la prueba para muestras relacionadas de Friedman es más apropiada. Sin embargo, utilizaremos la de Kruskal-Wallis ya que no se considera que los fondos sean individuos como tal, y las muestras realmente se podrían considerar independientes. Además, por una cuestión práctica, ya que el tamaño muestral (días de estudio) de cada periodo es diferente, y con Friedman perderíamos mucha potencia. Entonces, Kruskal-Wallis es apropiado (Siegel et al. 1972).

Esta prueba es un **contraste de hipótesis**, donde nuestra hipótesis nula es que las k muestras procedan de una misma población respecto a sus valores promedio, y la hipótesis alternativa es que las k muestras provengan de diferentes poblaciones con diferentes valores promedio (diferentes medias muestrales; Siegel et al. 1972).

La prueba de Kruskal-Wallis requiere que la variable de estudio, VaR en nuestro caso, sea ordinal o continua. En nuestro caso, la variable VaR es una variable cuantitativa continua.

Para el cálculo de la prueba, cada una de las N observaciones de la muestra se reemplaza por un rango que corresponde a su orden, de forma que el valor menor se sustituye por el rango 1, el siguiente por el rango 2, hasta llegar al valor superior, que coincide con el rango N . Después, se calcula la suma de rangos de cada muestra, y la prueba de Kruskal-Wallis determina si la desigualdad entre esos sumatorios de rangos es lo suficientemente grande para que las muestras provengan de poblaciones diferentes

(rechazaríamos la hipótesis nula) o no (aceptaríamos la hipótesis nula).

Si las k muestras proceden de la misma población, el estadístico H de Kruskal-Wallis seguirá una distribución Chi-cuadrado con $(k - 1)$ grados de libertad:

$$H = \frac{12}{n(k+1)} \sum_{j=1}^k \frac{R_j^2}{n_j} - 3 \frac{k+1}{4}$$

, donde: k es el número de muestras; n_j es el número de casos de la muestra de orden j ; n es el número de casos de todas las muestras combinadas; y R_j es la suma de rangos en la muestra de orden j .

En el presente estudio, hemos realizado la prueba de Kruskal-Wallis con el software SPSS, con un nivel de significación de $\alpha = 0.05$. Es decir, si $p\text{-valor} < 0.05$, rechazamos la hipótesis nula de que los diferentes periodos de estudio de un fondo de inversiones tengan una misma media poblacional, aceptando la hipótesis alternativa de que alguno de los periodos muestrales tengan una media poblacional diferente al resto. Como tenemos cuatro periodos de estudio para cada fondo de valores, hemos de localizar entre cuáles de ellos se localizan esas diferencias significativas. Para ello, SPSS realiza comparaciones pareadas *a posteriori*, de tal forma que corrige el nivel de significación para que el error tipo I no se incremente demasiado, y nos permite localizar las diferencias. El nivel de significación de estas comparaciones pareadas *a posteriori* también es $\alpha = 0.05$, de manera que si el $p\text{-valor}$ entre dos periodos de estudio es < 0.05 , decidimos que sus medias poblacionales difieren significativamente, mientras que si $p\text{-valor} > 0.05$, entonces decidimos que sus medias poblacionales son estadísticamente similares.

3.2 Descripción de la muestra

Hemos seleccionado el **valor liquidativo** y el **porcentaje de variación** como variables iniciales, y sobre esas variables básicas hemos calculado las **pérdidas** y las **ganancias** para realizar el modelo. Las pérdidas son el valor absoluto de % de variación cuando este es negativo, y las ganancias cuando este es positivo.

Respecto a la cartera de valores del *BBVA Bolsa plus FI*, tenemos los datos de 498 días, entre el 22 de julio de 2014 y el 22 de julio de 2016. De estos 498 días, los activos experimentan pérdidas (rendimiento negativo) en 234 días, de forma que el ratio de pérdidas total es del 46.89 %.

La cartera de valores del *BBVA Bono 2024* también cuenta con un tamaño muestral de 498 días de estudio, entre las mismas fechas que la anterior. En este caso, el número de días con rendimiento negativo es de 223, por lo que el ratio de pérdidas es ligeramente inferior, del 44.78 %.

Respecto al fondo Monetario, contamos también con 498 días de estudio, también en el mismo periodo de entre el 22 de julio de 2014 y el 22 de julio de 2016. En este caso, los días con rendimiento negativo fueron 258, alcanzando un ratio de pérdidas del 51.81 %.

Por último, hemos analizado una muestra de una cartera de valores de renta variable mixta, la *Santander* variable mixta. En este caso, contamos con 504 días de estudio, en las mismas fechas, y los días con rendimiento negativo fueron 240, por lo que el ratio de pérdidas es del 47.62 %.

Capítulo IV. Resultados

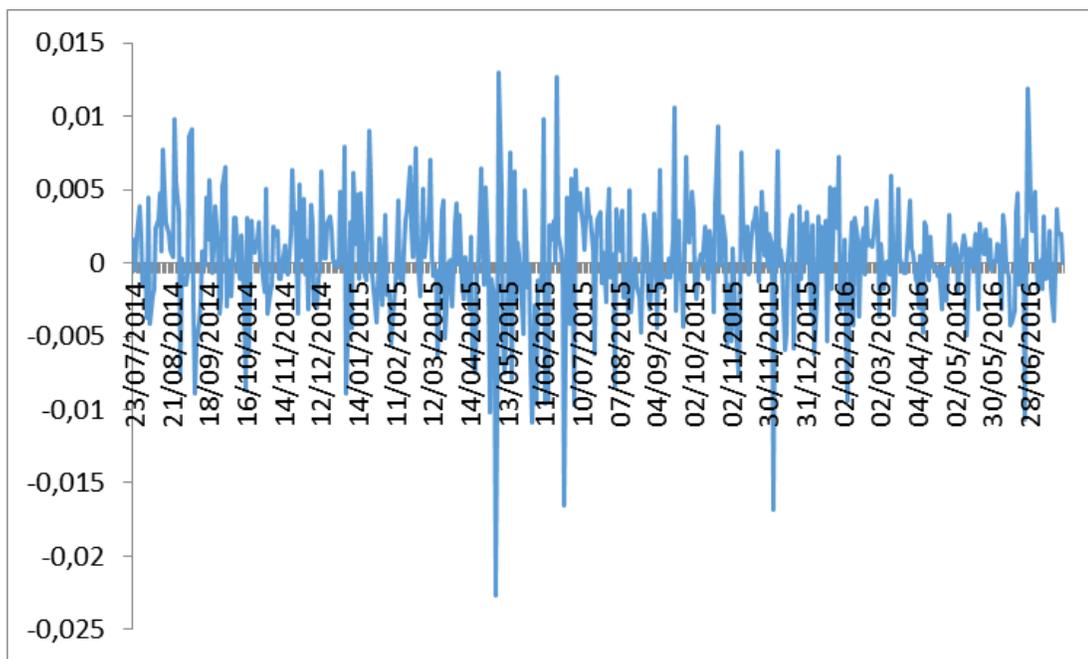
4.1 Cartera de valores del *BBVA Bono 2024*

4.1.1 Descriptiva

El rendimiento medio para esta cartera de valores entre el 22 de julio de 2014 y el 22 de julio de 2016 fue del $0,000283 \pm 0,000016$ % (media \pm varianza). Los datos siguen una distribución significativamente asimétrica, con un sesgo negativo (cola de datos sesgada hacia la izquierda; $K = -0,699661$).

Respecto a las **pérdidas**, el ratio de pérdidas es del 44.78 %, las pérdidas medias de $0,002922 \pm 0,000010$, con un mínimo de 0,00000840 y un máximo de 0,022651.

En la siguiente figura podemos observar la evolución temporal del rendimiento durante el periodo de estudio:

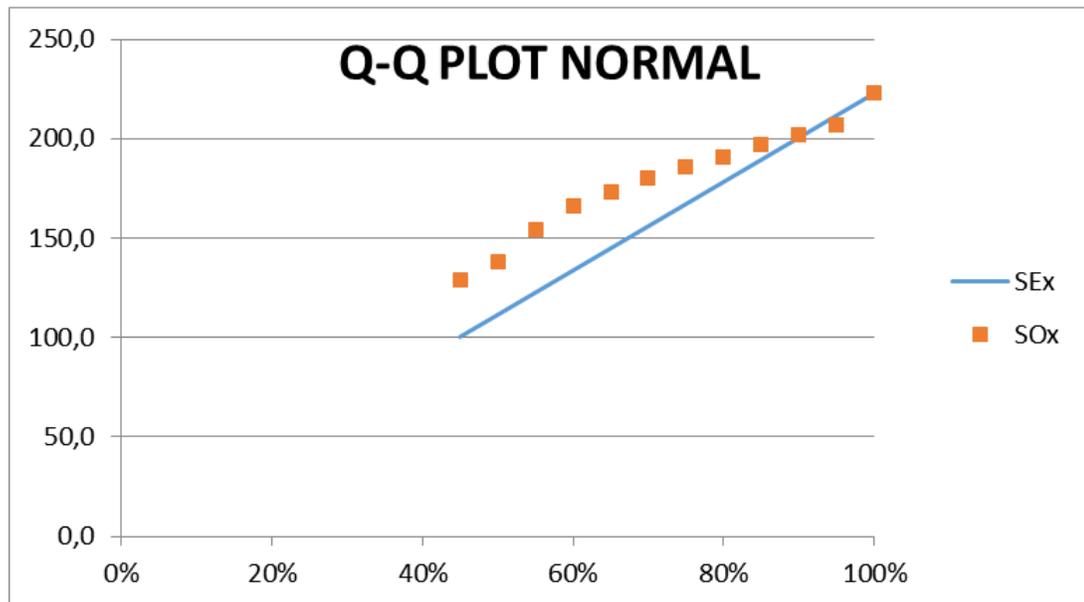


Fuentes: elaboración propia.

En el gráfico podemos apreciar que, aunque en el momento del Brexit se produjeron fuertes pérdidas, no llegaron a ser tan grandes como otras pérdidas que se han dado en esos fondos de inversión en mayo, julio y noviembre de 2015.

4.1.2 Distribución de los datos

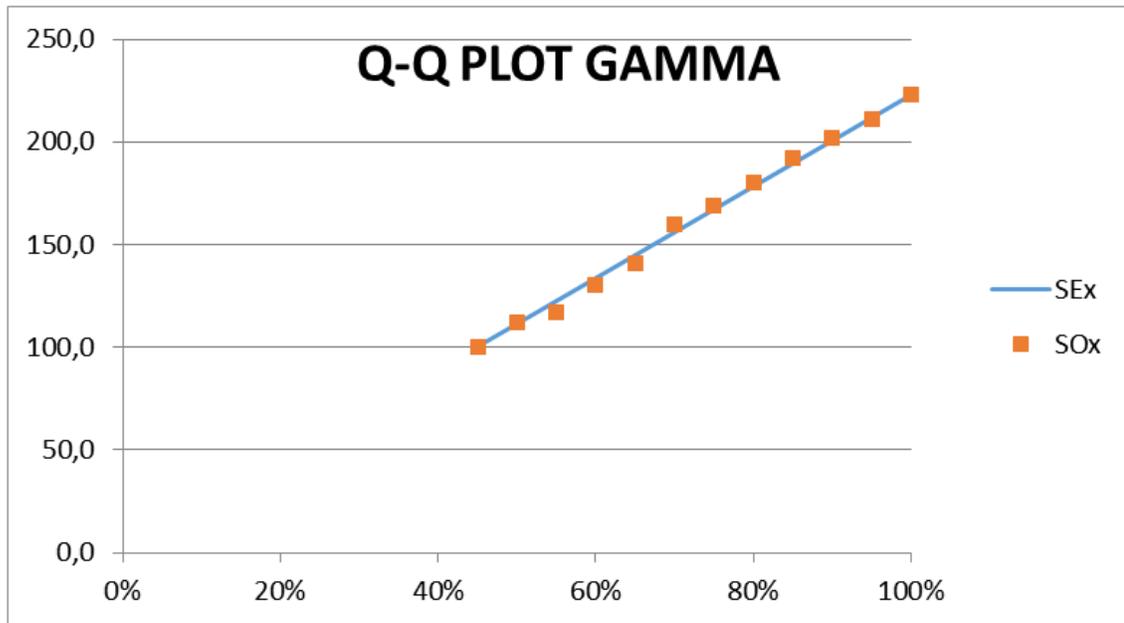
Los datos de rendimiento difieren significativamente de la distribución normal ($\text{Chi}^2 = 30.12$, $\alpha = 5\%$, grados de libertad = 17, p-valor = 0.002922). A continuación vemos el gráfico de ajuste normal Q-Q:



Fuentes: elaboración propia.

Sin embargo, los datos no difieren significativamente de una distribución Gamma ($\text{Chi}^2 = 10.37$, $\alpha = 5\%$, grados de libertad = 17, p-valor = 0.878294), como vemos en el

siguiente gráfico:



Fuentes: elaboración propia.

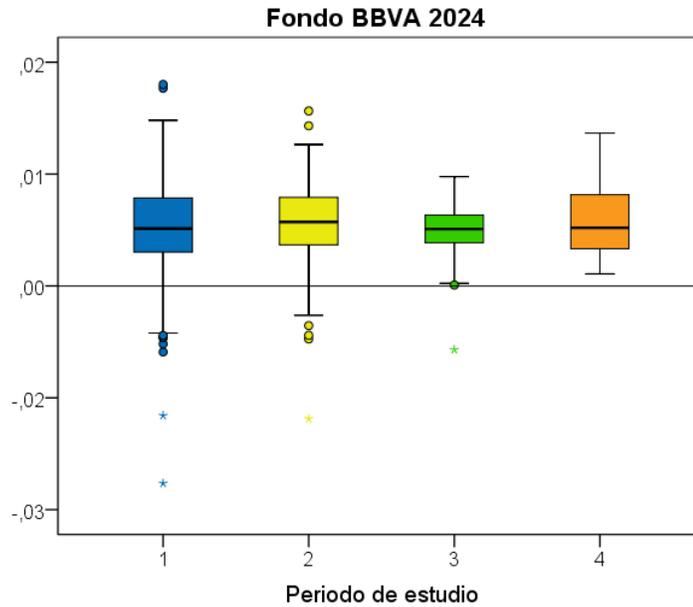
4.1.2 Comparación en los diferentes periodos de estudio

En primer lugar estudiamos el VaR paramétrico, histórico y de simulación montecarlos.

	Tipo de VaR		
BBVA 2024	Paramétrico	Histórico	Mc
30/06/2015		0.773%	-0.094%
30/03/2016	1.737%	0.566%	-0.030%
24/06/2016	1.355%	0.430%	-1.416%
15/07/2016	1.317%	0.254%	0.392%

Podemos ver que el VaR paramétrico no tiene mucha diferencia en cada periodo. Sin embargo, el VaR histórico sí se nota la diferencia de cada periodo. Aún que esto no coincide con el análisis de la volatilidad de los rendimientos históricos abajo. En un

principio, no se aprecia que el riesgo haya aumentado después del Brexit (periodo de estudio n° 4, en naranja en el gráfico):



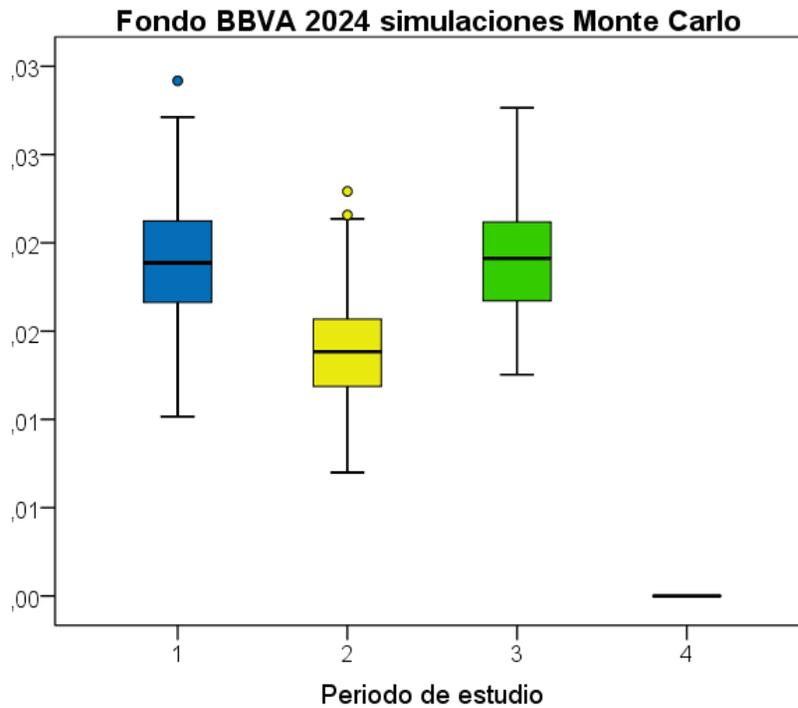
Fuentes: elaboración propia.

Eje Vertical: La volatilidad de los rendimientos históricos.

El análisis no paramétrico de Kruskal-Wallis confirma que no hay diferencias estadísticamente significativas en la volatilidad de los rendimientos de los diferentes periodos de estudio ($H = 2.250$, $p\text{-valor} = 0.522$, grados de libertad = 3).

Si tenemos en cuenta el VaR calculado por simulaciones de Monte Carlo, vemos que el VaR simulado en los primeros tres periodos tiene VaR negativo, es decir, bajo el nivel de confianza 5% hay cierta posibilidad de ganar sino perder. Sin embargo, en el último periodo el VaR es positivo. Es decir, el riesgo de perder ha aumentado.

En cuando a la volatilidad calculada por simulación de Monte Carlos, también podemos observar que las diferencias de la volatilidad de cada periodo son significativas.



Fuentes: elaboración propia.

Eje Vertical: La volatilidad de los rendimientos simulados.

Además, el análisis de Kruskal-Wallis demuestra que las diferencias son significativas ($H = 203.293$, $p\text{-valor} < 0.0001$, grados de libertad = 3). Las comparaciones posteriores por parejas muestran diferencias estadísticamente significativas ($p\text{-valor} < 0.05$) para todas las parejas, excepto entre el periodo 1 y el periodo 3 ($p\text{-valor} = 1$).

4.2 Cartera de valores del *BBVA Bolsa plus FI*

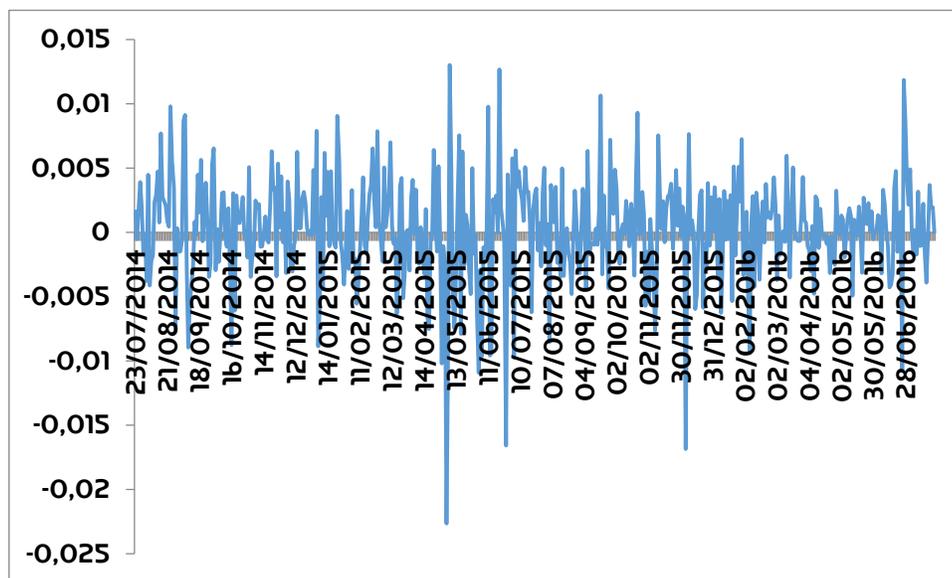
4.2.1 Descriptiva

El rendimiento medio para esta cartera de valores entre el 22 de julio de 2014 y el 22

de julio de 2016 fue del $-0,000414 \pm 0,000235$ % (media \pm varianza). Los datos siguen una distribución significativamente asimétrica, con un sesgo negativo (cola de datos sesgada hacia la izquierda; $K = -1,343793$).

Respecto a las **pérdidas**, el ratio de pérdidas es del 46.89 %, las pérdidas medias de $0,012011 \pm 0,000164$, con un mínimo de $0,000040$ y un máximo de $0,126612$.

En la siguiente figura podemos observar la evolución temporal del rendimiento durante el periodo de estudio:



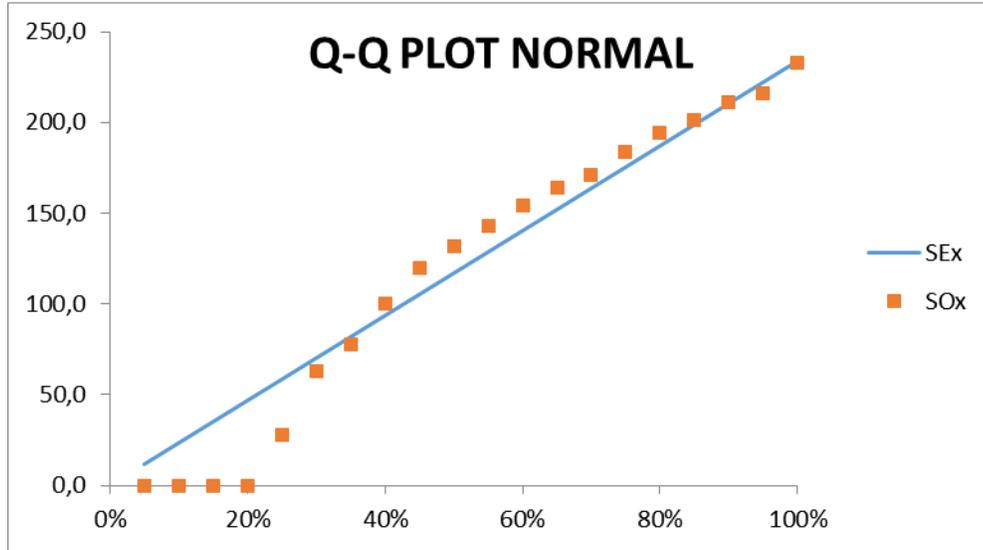
Fuentes: elaboración propia.

En el gráfico podemos apreciar las fuertes pérdidas que se produjeron en la cartera en el momento del Brexit, aunque también parece observarse una rápida recuperación.

4.2.2 Distribución de los datos

Además, hemos comprobado que los datos de rendimiento difieren significativamente de la distribución normal ($\text{Chi}^2 = 27.59$, $\alpha = 5\%$, grados de libertad = 17, p-valor =

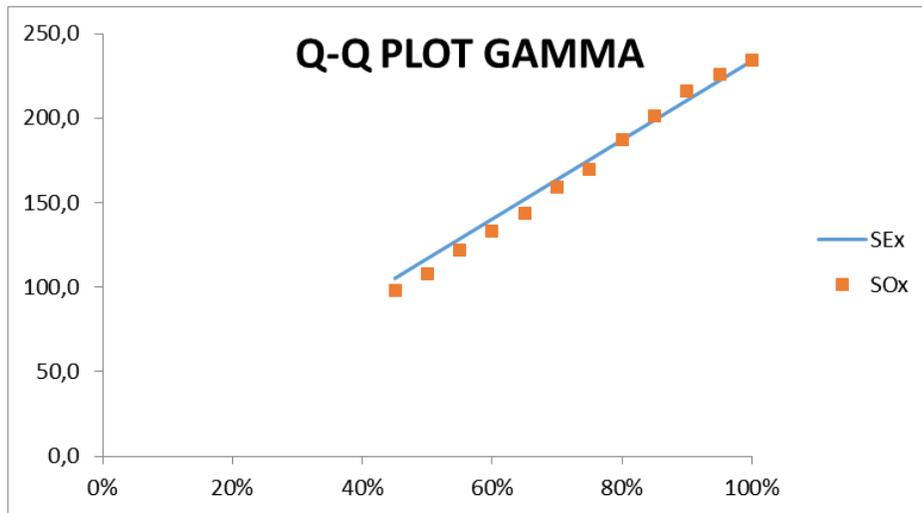
0.0128). A continuación vemos el gráfico de ajuste normal Q-Q:



Fuentes: elaboración propia.

, dónde podemos ver cómo la distribución no se ajusta a la pendiente de SE_x que definiría una distribución normal.

Sin embargo, los datos no difieren significativamente de una distribución Gamma ($\chi^2 = 7.46$, $\alpha = 5\%$, grados de libertad = 17, p-valor = 0.876), como vemos en el Q-Q plot para la distribución Gamma:



Fuentes: elaboración propia.

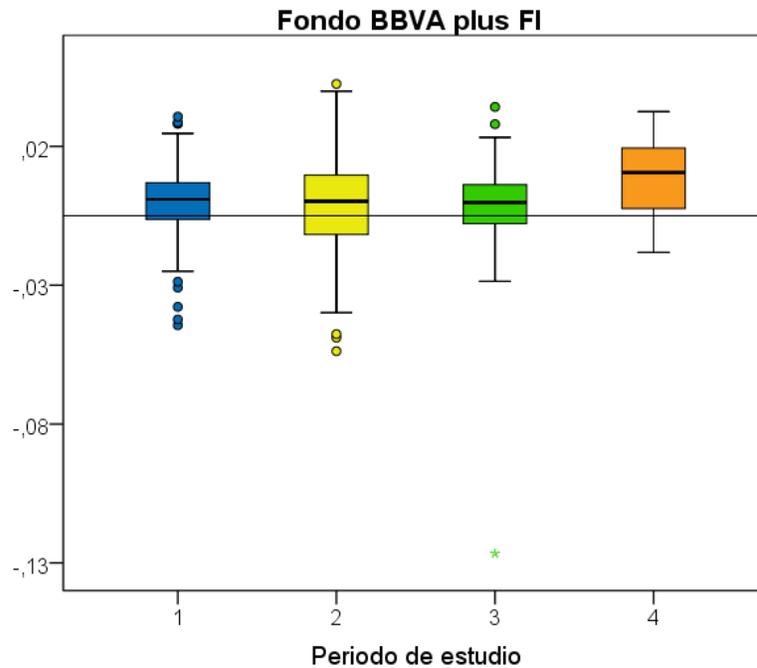
4.2.2 Comparación en los diferentes periodos de estudio

En primer lugar estudiamos el VaR paramétrico, histórico y de simulación montecarlos.

	Tipo de VaR		
	Paramétrico	Histórico	Mc
BBVA Plus FI			
30/06/2015		1.955%	-0.116%
30/03/2016	6.044%	2.847%	0.103%
24/06/2016	6.269%	2.522%	7.634%
15/07/2016	7.010%	1.790%	1.802%

En el caso de VaR paramétrico, no se ve mucha diferencia entre los tres periodos.

En el caso de VaR histórico, se puede ver que el VaR del último periodo ha disminuido 30% comparado con el tercero periodo, pero no tiene mucha diferencia comparando con el VaR del primero periodo. También se puede apreciar claramente cómo ha aumentado la volatilidad de los rendimientos después del Brexit (en el periodo 4, que aparece en naranja en el gráfico):



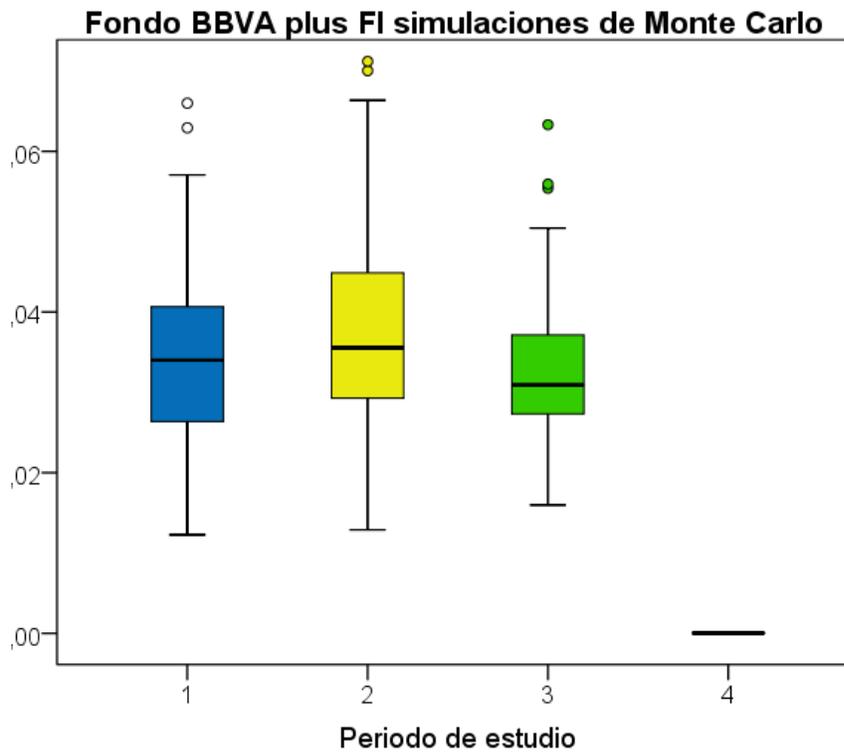
Fuentes: elaboración propia.

Eje Vertical: La volatilidad de los rendimientos históricos

Aun así, el análisis no paramétrico de Kruskal-Wallis indica que no hay diferencias estadísticamente significativas en el VaR histórico de los diferentes periodos de estudio ($H = 5.366$, $p\text{-valor} = 0.147$, grados de libertad = 3).

Si tenemos en cuenta el VaR calculado por simulaciones de Monte Carlo, vemos que el VaR simulado de tercero periodo es 7.634% y el VaR simulado del último periodo es 1.8%. La diferencia es muy grande y podemos decir que Brexit ha afectado mucho a este fondo.

Además, en cuando a la volatilidad de los rendimientos simulados, la diferencia también es significativa.



Fuentes: elaboración propia.

Eje Vertical: La volatilidad de los rendimientos simulados.

Además, el análisis de Kruskal-Wallis demuestra que las diferencias son significativas ($H = 54.139$, $p\text{-valor} < 0.0001$, grados de libertad = 3). Las comparaciones posteriores por parejas muestran diferencias estadísticamente significativas ($p\text{-valor} < 0.05$) entre todos los periodos de estudio excepto “periodo 3 – periodo 1” ($p\text{-valor} = 1$) y “periodo 1 – periodo 2” ($p\text{-valor} = 0.065$).

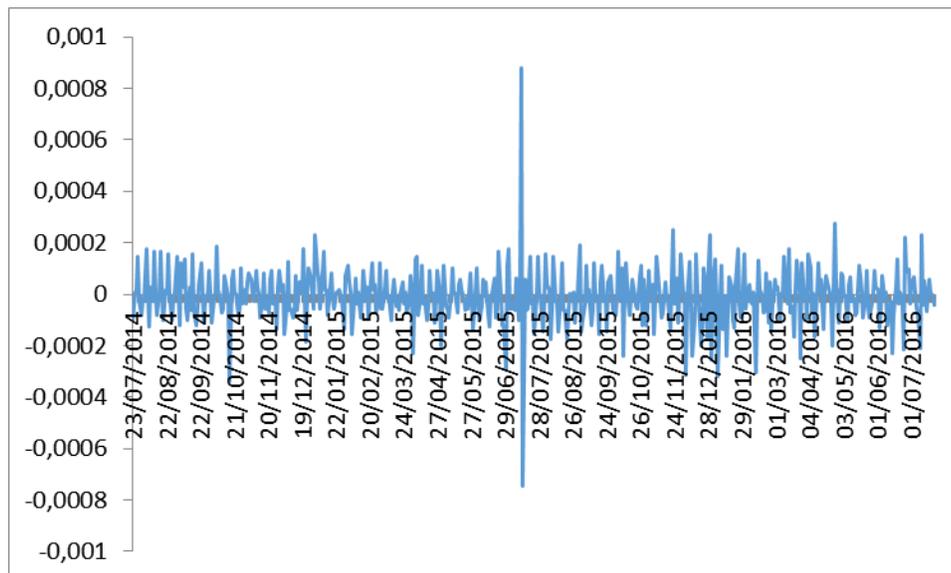
4.3 Cartera de valores del fondo *Monetario*

4.3.1 Descriptiva

El rendimiento medio para esta cartera de valores entre el 22 de julio de 2014 y el 21 de julio de 2016 fue del $-0,000007 \pm 0,000000$ % (media \pm varianza). Los datos siguen una distribución significativamente asimétrica, con un sesgo positivo (cola de datos hacia la derecha; $K = 0,349862$).

Respecto a las **pérdidas**, el ratio de pérdidas es del 51.81 %, las pérdidas medias de $0,000078 \pm 0,000000$, con un mínimo de $0,000002$ y un máximo de $0,000743$.

En la siguiente figura podemos observar la evolución temporal del rendimiento durante el periodo de estudio:

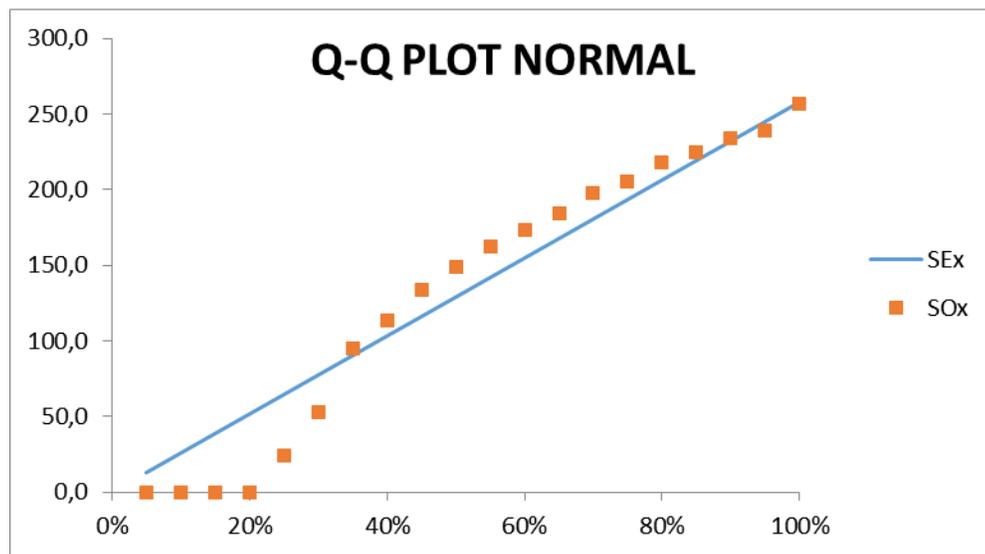


Fuentes: elaboración propia.

En este caso no se aprecian pérdidas relacionadas con el Brexit que sean mayores que en otros momentos. Por el contrario, entre junio y julio de 2015 se produjeron unas ganancias y pérdidas mucho más grandes que durante el resto del periodo de estudio.

4.3.2 Distribución de los datos

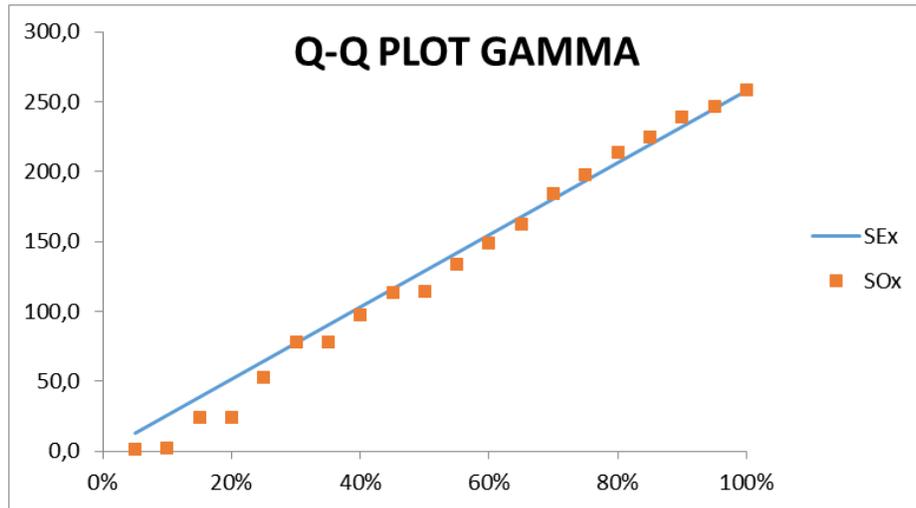
Además, hemos comprobado que los datos de rendimiento difieren significativamente de la distribución normal ($\text{Chi}^2 = 27.63$, $\alpha = 5\%$, grados de libertad = 9, p-valor = 0.000078). A continuación vemos el gráfico de ajuste normal Q-Q:



Fuentes: elaboración propia.

, dónde podemos ver cómo la distribución no se ajusta a la pendiente de SE_x que definiría una distribución normal.

Además, los datos también difieren significativamente de una distribución Gamma ($\chi^2 = 25.08$, $\alpha = 5\%$, grados de libertad = 9, p-valor = 0.000076), como vemos en el Q-Q plot para la distribución Gamma:



Fuentes: elaboración propia.

4.3.2 Comparación en los diferentes periodos de estudio

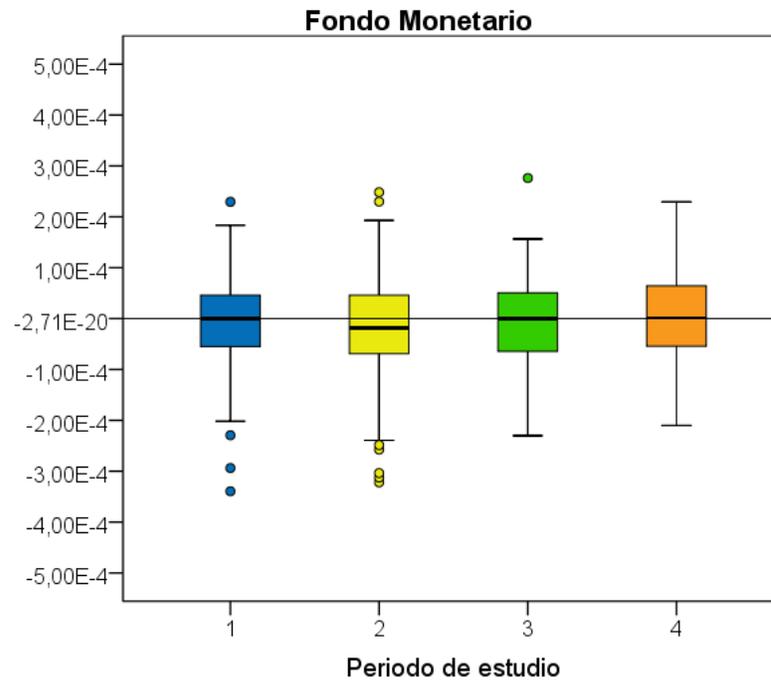
En primer lugar estudiamos el VaR histórico y de simulación montecarlos.

	Tipo de VaR		
BBVA 2024 renta fijaLP	Paramétrico	Histórico	Mc
30/06/2015		0.0123%	-0.0013%
30/03/2016	0.0482%	0.0198%	-0.0060%
24/06/2016	0.0490%	0.0168%	-0.0102%
15/07/2016	0.0401%	0.0127%	0.0210%

En el caso del Var Paramétrico e histórico, se puede observar que el VaR es similar antes y después del Brexit:

También podemos ver las volatilidades de los rendimientos de cada periodo son

similares.



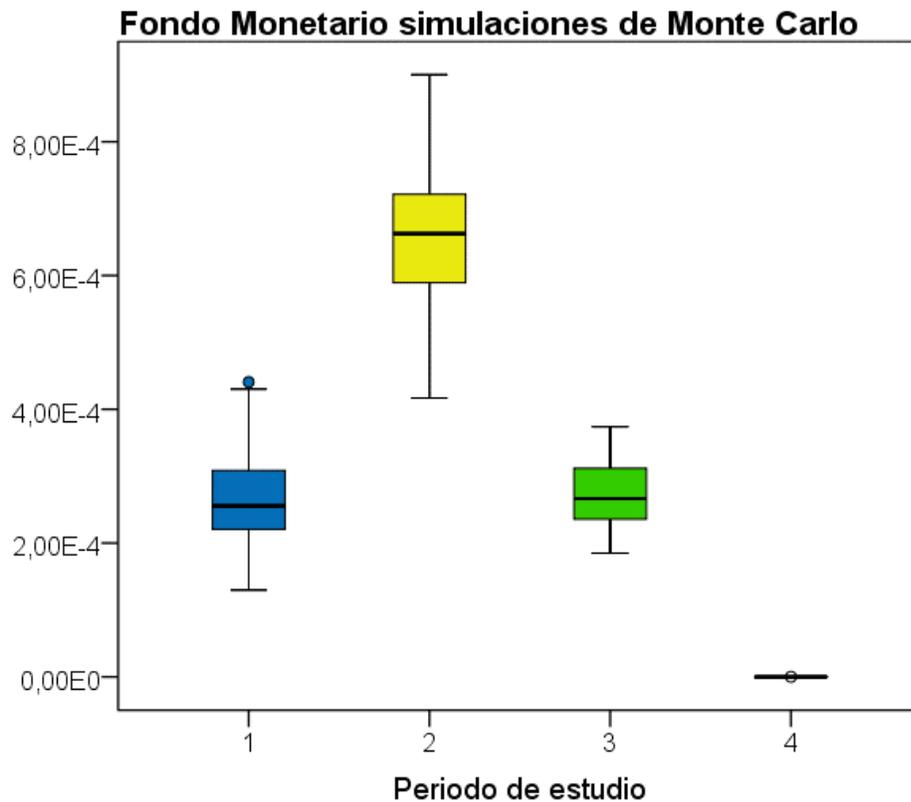
Fuentes: elaboración propia.

Eje Vertical: La volatilidad de los rendimientos históricos

El análisis no paramétrico de Kruskal-Wallis indica que no hay diferencias estadísticamente significativas en la volatilidad de los rendimientos históricos de los diferentes periodos de estudio ($H = 2.298$, $p\text{-valor} = 0.513$, grados de libertad = 3).

Si tenemos en cuenta el VaR calculado por simulaciones de Monte Carlo, vemos que el VaR simulado de los primeros tres periodos son negativos y el Var simulado del último periodo es positivo. La diferencia es relevante.

Además, en cuando a la volatilidad de los rendimientos simulados, la diferencia también es significativa.



Fuentes: elaboración propia.

Eje Vertical: La volatilidad de los rendimientos simulados.

En este caso, análisis de Kruskal-Wallis demuestra que las diferencias son significativas ($H = 361.377$, $p\text{-valor} < 0.0001$, grados de libertad = 3). Además, las comparaciones posteriores por parejas muestran diferencias estadísticamente significativas entre todos los periodos, salvo para la pareja “periodo 3 – periodo 1” ($p\text{-valor} = 1$).

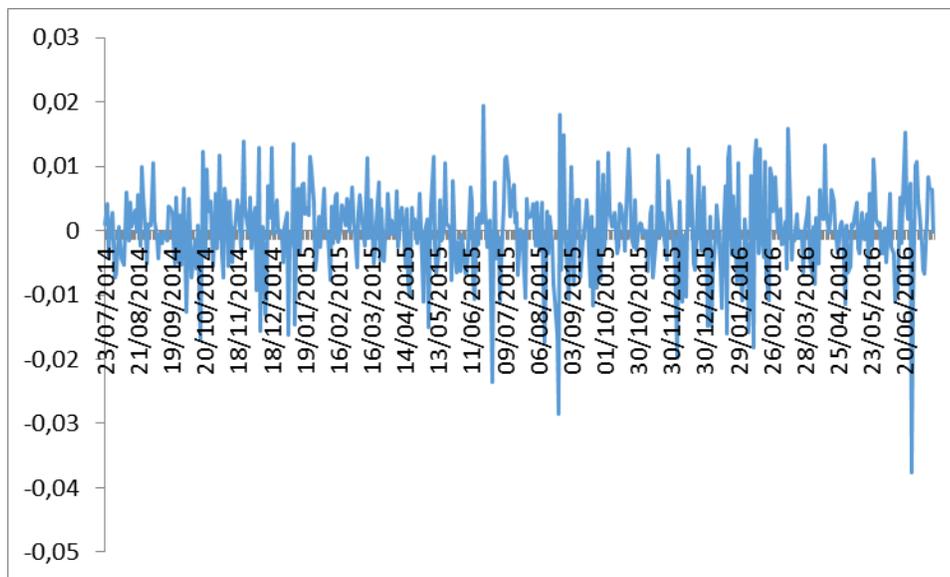
4.4 Cartera de valores del fondo *Monetario*

4.4.1 Descriptiva

El rendimiento medio para esta cartera de valores entre el 22 de julio de 2014 y el 22 de julio de 2016 fue del $-0,000010 \pm 0,000044$ % (media \pm varianza). Los datos siguen una distribución significativamente asimétrica, con un sesgo negativo (cola de datos sesgada hacia la izquierda; $K = -0,669847$).

Respecto a las **pérdidas**, el ratio de pérdidas es del 47.62 %, las pérdidas medias de $0,005110 \pm 0,000026$, con un mínimo de $0,000033$ y un máximo de $0,037714$.

En la siguiente figura podemos observar la evolución temporal del rendimiento durante el periodo de estudio:



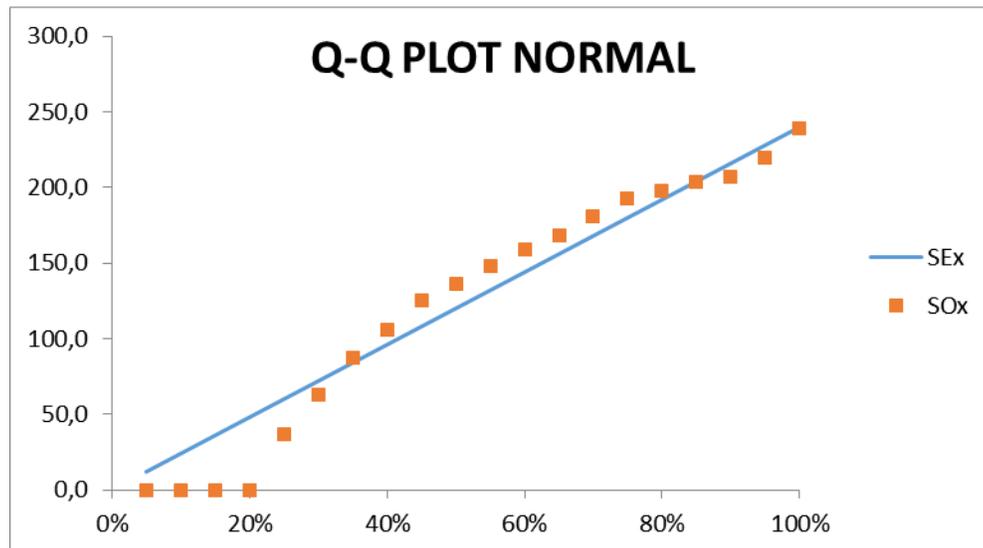
Fuentes: elaboración propia.

En el gráfico podemos apreciar las fuertes pérdidas que se produjeron en la cartera en

el momento del Brexit, bastante mayores que otras pérdidas que sucedieron en 2015, aunque también parece observarse una rápida recuperación.

4.4.2 Distribución de los datos

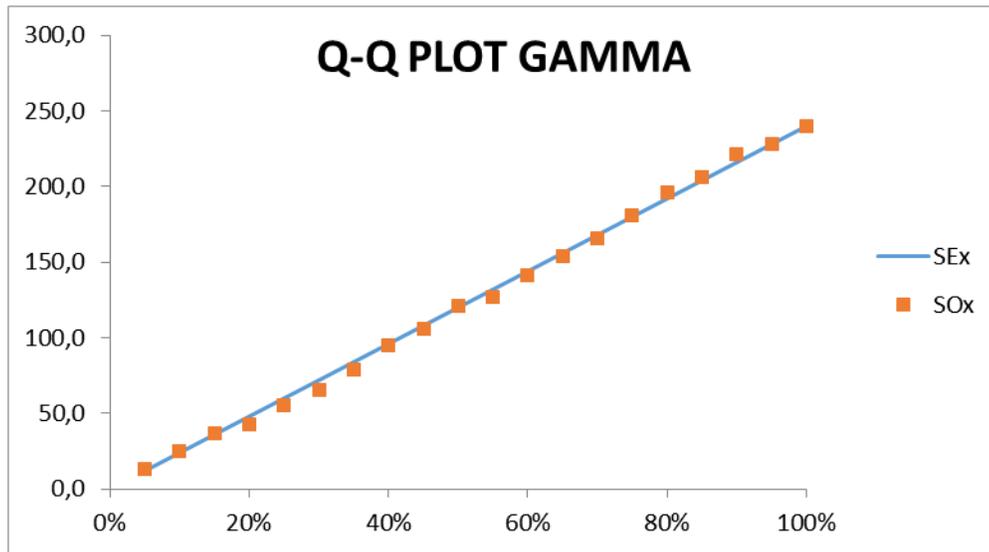
Además, hemos comprobado que los datos de rendimiento difieren significativamente de la distribución normal ($\text{Chi}^2 = 27.59$, $\alpha = 5\%$, grados de libertad = 9, p-valor = 0.005110). A continuación vemos el gráfico de ajuste normal Q-Q:



Fuentes: elaboración propia.

, dónde podemos ver cómo la distribución no se ajusta a la pendiente de SE_x que definiría una distribución normal.

Sin embargo, los datos no difieren significativamente de una distribución Gamma ($\text{Chi}^2 = 8.87$, $\alpha = 5\%$, grados de libertad = 17, p-valor > 0.05), como vemos en el Q-Q plot para la distribución Gamma:



Fuentes: elaboración propia.

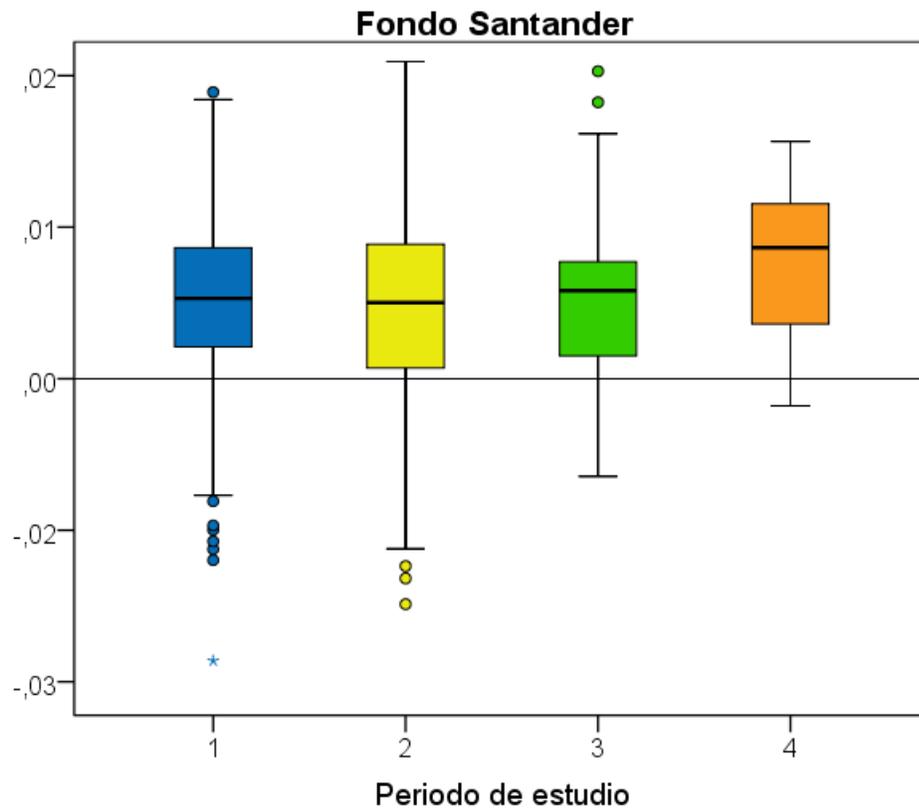
4.4.2 Comparación en los diferentes periodos de estudio

En primer lugar estudiamos el VaR paramétrico, histórico y de simulación montecarlos.

	Tipo de VaR		
Santander variablemixta	Paramétrico	Histórico	Mc
30/06/2015		0.927%	-0.085%
30/03/2016	2.774%	1.201%	-0.206%
24/06/2016	2.682%	0.954%	7.902%
15/07/2016	2.838%	0.634%	1.807%

En el caso de VaR paramétrico, vemos que no hay mucha diferencia en cada periodo.

En el caso de VaR histórico, el VaR del tercer periodo es 0.954% sin embargo el VaR del último periodo es 0.634%. Ha disminuido un 33%. Además se puede observar que la volatilidad ha aumentado después del Brexit (periodo de estudio nº 4, color naranja en el gráfico):

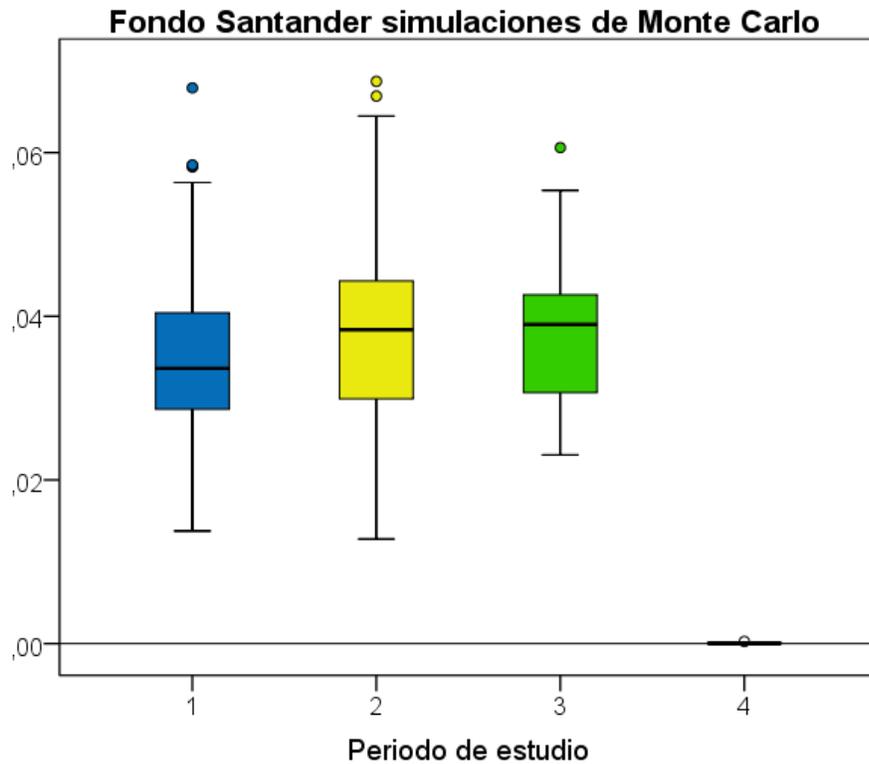


Fuentes: elaboración propia.

Eje Vertical: La volatilidad de los rendimientos históricos.

Sin embargo, el análisis no paramétrico de Kruskal-Wallis indica que no hay diferencias estadísticamente significativas en la volatilidad de los rendimientos de los diferentes periodos de estudio ($H = 3.546$, $p\text{-valor} = 0.315$, grados de libertad = 3).

Si tenemos en cuenta el VaR calculado por simulaciones de Montecarlo, vemos que el VaR simulado de los primeros dos periodos son negativos. Y el VaR del tercero periodo es 7%, sin embargo, el VaR del último periodo es 1.8%. El VaR ha disminuido un 74%, podemos decir que Brexit ha afectado mucho este fondo pero el mercado se recupera rápidamente y además podemos observar que la volatilidad simulada también ha cambiado mucho.



Fuentes: elaboración propia.

Eje Vertical: La volatilidad de los rendimientos simulados.

En este caso, análisis de Kruskal-Wallis demuestra que las diferencias son significativas ($H = 56.687$, $p\text{-valor} < 0.0001$, grados de libertad = 3). Además, las comparaciones posteriores por parejas muestran diferencias estadísticamente significativas entre todos los periodos, salvo para las parejas “periodo 3 – periodo 1” ($p\text{-valor} = 1.43$) y “periodo 2 – periodo 3” ($p\text{-valor} = 1$).

Capítulo V. Conclusiones

- En primer lugar, hemos encontrado que la variable valoración de riesgo (VaR) no se ajusta a la distribución normal para los cuatro fondos monetarios estudiados en España entre 2014 y 2016. Sin embargo, se ajusta bien a una distribución Gamma. Por lo tanto, la distribución Gamma parece más apropiada para estudiar la valoración de riesgo que la distribución normal.
- El fondo *BBVA 2024* presentó un ratio de pérdidas medio del 44.78 %, con un fuerte aumento de las pérdidas. Y ha tenido un incremento de la volatilidad de los rendimientos en el momento del Brexit. Pero menos que en otros momentos críticos de 2014 y 2015, el VaR no aumentó significativamente después del Brexit.
- El fondo del *BBVA plus FI* presento un ratio de pérdidas medio del 46.89 % entre el verano de 2014 y el de 2016. Igual que en el *BBVA 2024*, las pérdidas con el Brexit fueron grandes, pero no tanto como en otros momentos de 2015, y no se apreció ningún incremento significativo del VaR después del Brexit..
- Monetario (Fondo *BBVA de Liquidez FI*) mostró un ratio de pérdidas medio del 47.62 % entre julio de 2014 y julio de 2016. En este caso, sí se aprecia una fuerte caída en el rendimiento en el momento del Brexit, bastante superior a otras caídas del periodo de estudio. Sin embargo, el análisis no paramétrico de Kruskal-Wallis indica que no hay diferencias estadísticamente significativas en la volatilidad de los rendimientos de los diferentes periodos de estudio.
- El fondo Santander mostró un ratio de pérdidas medio del 51.81 % entre el verano de 2014 y 2016, con pérdidas durante el Brexit mucho menores que otras de 2015. Además, el VaR histórico no ha aumentado de una manera significativa después del Brexit. Sin embargo, se nota que el VaR de simulación Motecarlos en el tercero periodo es relevante por la consecuencia de Brexit y ha bajado un 77% en 15 días después de 24 de junio.

- Justamente, en el fondo en el que más se ha notado el fenómeno del Brexit, conllevando un incremento de la valoración de riesgo (VaR) después de julio de 2016 ha sido en el fondo Monetario, cuya gestión toma como referencia la rentabilidad del índice repo día sobre la deuda pública española.
- Mientras tanto, los otros dos tipos de fondos monetarios españoles estudiados, que invierten en renta fija o variable de diferente naturaleza no se han visto prácticamente afectados por el Brexit.
- En definitiva, el acontecimiento del Brexit se ha notado en el día en que ha sucedido, pero los fondos se han recuperado rápidamente, a la vista de la evolución temporal de sus rendimientos, más en los fondos que invierten en renta fija y renta variable de diferente naturaleza.
- Por lo tanto, no aconsejaría a los inversores retirar los fondos inmediatamente cuando haya un acontecimiento como Brexit. El mercado se recupera rápidamente.
- Además, la valoración de riesgo paramétrico y la valoración de riesgo histórico no se han incrementado significativamente en ninguno de los fondos sometidos a estudio en el presente trabajo de investigación.
- Por lo tanto, podemos afirmar que el efecto del Brexit sobre la valoración de riesgos de los fondos monetarios Españoles ha sido momentánea, no llegando a afectar realmente a la economía de los fondos estudiados.
- Además, los fondos *BBVA 2024* y *BBVA plus FI* son fondos de gestión activa. Por lo tanto, parece claro que una gestión activa de los fondos estaría conllevando menos efectos del Brexit sobre la valoración de riesgo.
- Por fin, según el estudio de los tres diferentes maneras de calcular el VaR, se puede observar que VaR de simulación Montecarlo es más sensible que VaR paramétrico e histórico.

• Bibliografía

- Alexander, C. (2008). *Value-at-risk models*. John Wiley & Sons.
- Alonso, J. C., & Berggrun, L. (2008). *Introducción al análisis de riesgo financiero*. Colección Discernir. Serie Ciencias Administrativas y Económicas, Universidad Icesi.
- Alonso, J. C., & Semaán, P. (2009). Cálculo del valor en riesgo y pérdida esperada mediante R: Empleando modelos con volatilidad constante. *Apuntes de Economía*, 21, 1-15.
- Alexander, C. (2009). *Market Risk Analysis, Value at Risk Models* (Vol. 4). John Wiley & Sons.
- Ayuso, J., Blanco, R., & Sanchís, A. (1998). Una clasificación por riesgo de los fondos de inversión españoles. *Boletín Económico*. Banco de España, 49-55.
- Beder, T.S. (1995). VAR: Seductive but dangerous. *Financial Analysts Journal*, 51(5), 12-24.
- González-Mosquera, L.A. (1994). Medición y supervisión del riesgo del tipo de cambio. *Boletín Económico del Banco de España* 6, 47-56.
- Hendricks, D. (1996). Evaluation of value-at-risk models using historical data (digest summary). *Economic Policy Review Federal Reserve Bank of New York*, 2(1), 39-67.
- Mori, A., Ohsawa, M., & Shimizu, T. (1996). *Calculation of Value at Risk and Risk/Return Simulation* (Vol. 96). Institute for Monetary and Economic

Studies, Bank of Japan.

- Siegel, S., Villalobos, J. A., Ruseil, L. J., & Cruz-López, R. V. (1972). *Estadística no paramétrica aplicada a las ciencias de la conducta*.
- Singh, M. K. (1997). Value at risk using principal components analysis. *The Journal of Portfolio Management* 24(1), 101-112.