



Universidad Autónoma de Querétaro
Facultad de Contaduría y Administración
Maestría en Ciencias Económico-Administrativas

Bonos verdes como alternativa de inversión de los fondos de pensiones en
México.

Tesis

Que como parte de los requisitos para obtener el Grado de
Maestro

Presenta:

Israel Avila Delgado

Dirigido por:

Dra. Denise Gómez Hernández

Querétaro, Qro. a 26 de Noviembre de 2020.



Dirección General de Bibliotecas y Servicios Digitales
de Información



Bonos verdes como alternativa de inversión de los
fondos de pensiones en México.

por

Israel Avila Delgado

se distribuye bajo una [Licencia Creative Commons
Atribución-NoComercial-SinDerivadas 4.0
Internacional](#).

Clave RI: CAMAC-284025



Universidad Autónoma de Querétaro
Facultad de Contaduría y Administración
Maestría en Ciencias Económico-Administrativas

Bonos verdes como alternativa de inversión de los fondos de pensiones en
México.

Tesis

Que como parte de los requisitos para obtener el Grado de
Maestro en Ciencias Económico-Administrativas

Presenta
Israel Avila Delgado

Dirigido por:
Dra. Denise Gómez Hernández

Dra. Denise Gómez Hernández
Presidente

Dr. Ignacio Almaraz Rodríguez
Secretario

Dr. Michael Demmler
Vocal

Dra. Josefina Morgan Beltrán
Suplente

M en A María Elena Díaz Calzada
Suplente

Centro Universitario, Querétaro, Qro.
México

DEDICATORIAS

Dedico la presente tesis a mis padres, por su apoyo en todo momento y el haberme impulsado a continuar en mi formación académica. A la memoria de mis abuelos, que han dejado un legado, un sentido de humildad y un anhelo de superación.

En segundo lugar, dedico el trabajo a la comunidad científica, a los investigadores de las ciencias sociales, y en específico a los de ciencias económicas. A los apasionados que encuentran en la economía una manera de servir a una sociedad mejor y más justa.

Si he visto más lejos es porque estoy sentado sobre los hombros de gigantes.

– Isaac Newton

AGRADECIMIENTOS

Agradezco el apoyo recibido por el Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (CONACyT).

Agradezco, a su vez a la Universidad Autónoma de Querétaro por haber depositado en mí su voto de confianza al aceptarme como parte de su alumnado. Al posgrado de la Facultad de Contaduría y Administración, por haberme aceptado como parte del programa de Maestría en Ciencias Económico Administrativas en su quinta generación.

Particularmente, agradezco a mi asesora de tesis, la Dra. Denise Gómez, por sus enseñanzas, su paciencia, y su guía en la realización de este trabajo. Asimismo, agradezco los puntuales comentarios y sugerencias del Dr. Michael Demmler, los cuales lograron mejorar el trabajo y añadieron mucho valor al mismo. A su vez, agradezco a la Dra. Flor Brown por su constante ánimo, su retroalimentación, su apoyo en la estructura y estilo del trabajo. Agradezco también al Dr. Felipe Pérez, el cual motivó en mi persona, y la de mis compañeros, un gusto por la economía, específicamente por la econometría y los múltiples usos de esta ciencia. Por último, y no menos importante, a mis compañeros, agradezco los momentos de convivencia durante estos años, y el apoyo a mi persona, tanto académico, como personal.

ÍNDICE

ÍNDICE DE TABLAS	7
ÍNDICE DE FIGURAS	8
RESUMEN.....	10
ABSTRACT	11
1. INTRODUCCIÓN	12
1.1 Planteamiento del problema y justificación	12
1.2 Antecedentes	14
2. FUNDAMENTACIÓN TEÓRICA	16
2.1 Teoría de Portafolios.....	16
2.2 El mercado de bonos verdes.....	23
2.3 Modelo de VaR (Value at Risk).....	27
2.3.1 Especificación de las funciones para el cálculo del VaR y CVaR.	33
2.3.2 <i>Backtesting</i> VaR.	40
2.3.3 <i>Backtesting</i> CVaR.	45
2.4 El sistema de pensiones actual en México	49
3. METODOLOGÍA	58
3.1. Método	58
3.2. Pregunta de investigación.....	58
3.3. Hipótesis	59
3.4 Objetivos	59
3.4.1. Objetivo General.....	59
3.4.2 Objetivos Particulares.....	59
3.5 Nexos entre la teoría y la metodología planteada	60
3.6. Variables empíricas.....	62

3.7. Aplicación de las funciones del VaR a las variables empíricas	64
3.8. Utilización de los resultados	71
4. RESULTADOS.....	74
5. CONCLUSIONES	92
ABREVIATURAS Y SIGLAS	96
REFERENCIAS.	98

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 2.1. Modelos utilizados para calcular el VaR.	30
2.2 Ejemplo de probabilidad acumulada.	48
2.3. Ejemplo de máximo número de excesos permitido para cada nivel de VaR	49
2.4. SIEFORES generacionales en vigor a partir de Diciembre de 2019.	53
3.1. Información de los bonos verdes analizados empíricamente.	62
3.2. Información de los precios de bolsa de SIEFORES.	63
3.3. AFORES analizadas que son comunes a cada SIEFORE.	64
4.1. Resultados de la aplicación de VaR.	82
4.2. Resultados de la aplicación de CVaR.	83
4.3. Resultado de prueba de Kupiec para VaR.	85
4.4. Resultados de Prueba de Christoffersen para VaR.	87
4.5. Resultados de la evaluación de VaR condicional.	89

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 2.1. Representación visual del concepto ‘Frontera eficiente’ de la Teoría de Portafolios.....	18.
2.2. Representación gráfica de VaR y CVaR.	35.
2.3. Proporción de inversiones por instrumento anteriores a Diciembre de 2019 en SIEFORE Básica 0.	54.
2.4. Proporción de inversiones por instrumento anteriores a Diciembre de 2019 en SIEFORE Básica 1.	55.
2.5. Proporción de inversiones por instrumento anteriores a Diciembre de 2019 en SIEFORE Básica 2.	55.
2.6. Proporción de inversiones por instrumento anteriores a Diciembre de 2019 en SIEFORE Básica 3.	56.
2.7. Proporción de inversiones por instrumento anteriores a Diciembre de 2019 en SIEFORE Básica 4.	57.
2.8. Proporción de inversiones por instrumento anteriores a Diciembre de 2019 en SIEFORE Básica Adicional.	57.
4.1. Tendencia de rendimientos a lo largo del tiempo de bono verde CGAFX.	75.

4.2. Tendencia de rendimientos a lo largo del tiempo de bono verde	
GRNBF.	76.
4.3. Tendencia de rendimientos a lo largo del tiempo de bono verde	
MGGYX.	76.
4.4. Tendencia de rendimientos a lo largo del tiempo de bono verde	
GRNB.	77.
4.5. Tendencia de rendimientos a lo largo del tiempo de bono verde	
CLIM.PA.	77.
4.6. Tendencia de rendimientos a lo largo del tiempo de bono verde	
TGROX.	78.
4.7. Tendencia de rendimientos a lo largo del tiempo de bono verde	
BGRN.	78.
4.8. Tendencia de rendimientos a lo largo del tiempo de bono verde	
UCITS.	79.
4.9. Tendencia de rendimientos a lo largo del tiempo de bono verde	
GRNBF.	80.
4.10. Dispersión de riesgo contra rendimiento esperado de bonos verdes (sin GRNBF).	81.
4.11. Riesgo VaR vs Rendimiento de Bonos verdes y SIEFORES.	91.

RESUMEN

Las pensiones deben buscar alternativas bajo las cuales maximicen su rendimiento y minimicen su riesgo, analizando cuidadosamente los activos que prometen estas características. La presente tesis tiene como objetivo evaluar el riesgo de una clase de activos denominada bonos verdes, cuya característica es que tienen como enfoque apoyar proyectos ecológicos, y compararlos frente a las pensiones mexicanas de acuerdo a su Valor en Riesgo. El análisis parte de la premisa de la Teoría de Portafolios, que sugiere que la diversificación de un portafolio disminuye su riesgo (Markowitz, 1952) y se utilizó como técnica de valoración de riesgos la llamada Valor en Riesgo. Se compararon los rendimientos y riesgos de los bonos verdes y los que se reportan en las pensiones mexicanas. Los resultados indican que, a pesar que los bonos verdes tienen una tendencia a la alza y a incrementar sus rendimientos a lo largo del tiempo, intrínsecamente poseen un riesgo mayor que su rendimiento esperado, y su Valor en Riesgo es más alto el de las pensiones mexicanas. Por esta razón no se considera un activo con menor riesgo frente a las pensiones, ni tampoco se sugiere su inclusión dentro del portafolio de inversión de las mismas.

(Palabras clave: pensiones, bonos verdes, Valor en Riesgo, inversión)

ABSTRACT

Pensions should look for alternatives under which they maximize their return and minimize their risk, carefully analyzing the assets that promise these characteristics. The objective of this thesis is to evaluate the risk of an asset class called green bonds, recently created, whose characteristic is an approach to support ecological projects, and to compare them against Mexican pensions according to their Value at Risk. The analysis starts from the premise of the Portfolio Theory, which suggests that the diversification of a portfolio reduces its risk (Markowitz, 1952) and the so-called Value at Risk was used as a risk assessment technique. The returns and risks of green bonds and those reported in Mexican pensions were compared. The results indicate that, although green bonds have an upward trend and increase their yields over time, they intrinsically have a risk greater than their expected yield, and their Value at Risk is higher than that of Mexican pensions. For this reason, it is not considered an asset with less risk against pensions, nor is it suggested to include them in their investment portfolio.

(Key words: pensions, green bonds, Value at Risk, investment)

1. INTRODUCCIÓN

1.1 Planteamiento del problema y justificación

Esta tesis aborda el tema de las pensiones en México y la evaluación de riesgo de incluir bonos verdes dentro del portafolio de inversión actual de los fondos de pensiones. Su línea de generación y aplicación del conocimiento es la toma de decisiones estratégicas y financieras en las organizaciones.

Esta investigación pretende dar respuesta sobre si se considera conveniente incluir a los bonos verdes dentro del portafolio de inversión de las pensiones mexicanas. Para ello evalúa las alternativas bajo las cuales la inversión actual de los fondos de pensiones registre los menores riesgos y mayores rendimientos, con la intención de salvaguardar el patrimonio financiero de los afiliados al sistema de pensiones mexicano. Con ello se intenta buscar una mejor gestión de los ahorros de los mexicanos que permita que los pensionados disfruten de mayores beneficios monetarios al momento de su retiro. El proyecto es relevante a su vez, porque permite abordar la manera en que un activo se evalúa al considerarse como opción dentro de un portafolio de inversión.

Lo interesante de la investigación recae en que se basa en las premisas de la Teoría de Portafolios, la cual señala que la diversificación aminora el riesgo de una cartera. El análisis se combina con una metodología financiera llamada Valor en Riesgo, que ofrece sus propias ventajas para medir el riesgo de un activo, al no basarse solamente en la desviación estándar, o la correlación de los activos en un portafolio.

El análisis es innovador, al evaluar de una manera diferente hasta qué punto un activo intrínsecamente tiene más riesgo que el portafolio al que se le busca integrar. Este enfoque se complementa de manera novedosa con la Teoría clásica de Portafolios, dado que la valuación VaR usualmente no se utiliza para medir el riesgo en dicha teoría. De modo que la implicación teórica de esta investigación incluye la revisión de la Teoría de Portafolios, y la exposición del VaR (Value at

Risk), o Valor en Riesgo, para evaluar el riesgo financiero actual de las SIEFORES, Sociedades de Inversión de Fondos para el Retiro, y el que los bonos verdes representarían.

La pregunta que guía este trabajo de investigación es entonces como sigue.

¿Son los bonos verdes una alternativa de inversión en los fondos de pensiones mexicanos de acuerdo a su Valor en Riesgo y Valor en Riesgo Condicional?

Los resultados más relevantes indican que los bonos verdes presentan una tendencia a la alza a lo largo del tiempo, que intrínsecamente representan un mayor riesgo que el posible rendimiento que pudieran otorgar, y que tienen un Valor en Riesgo mayor que las pensiones, por lo que no se sugiere su inclusión dentro del portafolio de inversión de las pensiones.

Los capítulos que la conforman esta tesis, además de esta introducción, son cinco. En el primero se presentan los antecedentes del tema de pensiones, en el ámbito nacional. Posteriormente, en el segundo se plantea la fundamentación teórica bajo la cual se desarrolla la investigación, y se consideran los temas más significativos de pensiones y de valuación de riesgo dentro de las mismas. Se introduce la hipótesis de esta investigación, a raíz de la fundamentación teórica, de la cual parten los objetivos de investigación. En el tercero, se expone la metodología que se utiliza para evaluar el riesgo que implicaría introducir los bonos verdes dentro de los portafolios actuales de inversión de los fondos de pensiones mexicanos. El cuarto capítulo se refiere a los resultados derivados de la aplicación de la metodología a los datos y la interpretación de los resultados a partir del fundamento teórico previamente establecido. Para finalizar, se presentan las conclusiones derivadas de la tesis, las cuales presentan el conocimiento obtenido a partir de la investigación.

1.2 Antecedentes

A manera de introducción, un plan de pensiones es un contrato cuyo propósito es proveer un ingreso al momento de retiro del miembro del plan. Estos planes los pueden proveer el gobierno, una empresa o una aseguradora (Booth et al., 2005). En la actualidad, en México, las pensiones son fondeadas, con una cuenta individual que representa recursos disponibles para la inversión en activos financieros (Azuara et al., 2019). En este contexto, la estructura de ahorro pensionario, en algunas economías del mundo, está diversificada, mayormente formada por activos financieros (Otero, et al., 2018), ya que el objetivo del sistema de pensiones se centra en maximizar la pensión de jubilación de los trabajadores incorporados a este sistema (Flores, 2005). Esta meta se puede lograr mediante la optimización de las decisiones de inversión de los recursos administrados, de modo que la rentabilidad a corto, mediano y largo plazo se maximice y se alimente la cuenta individual de capitalización de los afiliados al sistema de pensiones.

Es por ello que se buscan alternativas de inversión para los fondos de las cuentas individuales de los afiliados al sistema, de modo que la inversión pueda generar retornos, con un nivel de riesgo bajo, para que los trabajadores cuenten con mayor recurso al momento de su jubilación; y esta pensión dependerá en buena parte de la eficiencia en la gestión de inversiones que las administradoras de fondos de pensiones realicen con el capital que sus afiliados aporten (Flores, 2005). Así, para gestionar de manera eficiente la inversión en los fondos de pensiones, es necesario evaluar el riesgo financiero, y para este fin existen distintos métodos de acuerdo con los instrumentos que conllevan.

Actualmente, todo mercado financiero, y las pensiones no son la excepción, cuentan con un espectro amplio de instrumentos financieros, tanto nacionales como extranjeros, con características heterogéneas. Estos instrumentos llevan un riesgo asociado y los inversionistas pueden disponer de múltiples posibilidades con distintos perfiles de riesgo y diversos perfiles de rendimiento. Por tanto, las entidades encargadas de gestionar los ahorros tienen que seleccionar las

alternativas de inversión que generen un beneficio superior al mercado, con el mayor grado de certeza posible.

En este sentido, los fondos de pensiones se consideran como un canalizador del ahorro a la inversión productiva, teniendo un rol de fuente de financiación y liquidez a nivel internacional (Inverco, 2017). Los fondos de pensiones han incrementado su popularidad como vehículos de ahorro a largo plazo, y respecto a la inversión de estos fondos, habitualmente la renta variable es considerada como el activo que preserva mejor el valor en el largo plazo, ostentando un registro histórico superior al de otros activos (Otero, et al., 2018). Dentro de las alternativas de renta variable para la inversión de los fondos de pensiones, se encuentra una clase de activos innovadora, de reciente creación, que busca financiar proyectos cuyo objetivo sea minimizar el cambio climático. Estos activos se les conocen como “bonos verdes”, y se definen como una innovación reciente del mercado, diseñada para facilitar la formación de capital en proyectos cuyas actividades tienen un impacto ambiental positivo. Se espera que estos proyectos, en conjunto, ayuden a mitigar el impacto negativo del cambio climático, por lo cual estos bonos representan una herramienta de financiamiento que podría ser esencial para una economía que utilice menos carbono (Climate Bond Initiative, CBI, citada en Kochetygova y Jauhari, 2014).

2. FUNDAMENTACIÓN TEÓRICA

2.1 Teoría de Portafolios

La teoría de carteras, o también llamada teoría de portafolios, fue propuesta por Markowitz (1952 y 1959) y retomada por Sharpe (1964). La teoría busca obtener una cartera óptima, la cual permite la mejor combinación de rentabilidad y riesgo dentro de la disponibilidad diversa de activos en el mercado. Los inversionistas, incluyendo los institucionales como los fondos de pensiones, buscan conformar un portafolio con una rentabilidad máxima y al mismo tiempo con el menor riesgo (Dubova, 2005), y en este sentido, el riesgo se entiende como la variabilidad del retorno de la inversión, por lo que en este modelo, los inversionistas prefieren lograr rendimientos con el menor nivel de variabilidad posible, característica que se conoce como aversión al riesgo (Medina, 2003). El fenómeno de diversificación se logra al invertir un capital en un portafolio, que se compone de un conjunto de activos, consiguiendo un rendimiento particular con menor nivel de riesgo que si se invirtiera la totalidad del capital en un solo activo, ya que la selección de los activos que componen el portafolio es un factor clave que puede determinar de manera importante el ahorro conseguido por los inversionistas (Otero, et al., 2018); y esta diversificación se basa en la correlación de los activos de riesgo (diversificación eficiente), y no simplemente en agregar un mayor número de activos imaginando que esto minimiza el riesgo del portafolio (diversificación ineficiente, Medina, 2003).

Dada la naturaleza incierta de los activos, el rendimiento de una inversión se considera como una variable aleatoria, y es por ello que los inversionistas deben tomar en cuenta el riesgo, además del rendimiento. La teoría moderna de la inversión, en este aspecto, utiliza las distribuciones de probabilidad para lograr estimar el rendimiento futuro de los activos financieros y el riesgo asociado a ellos, en el cual la media, o el primer momento de la distribución de probabilidad, sirve para estimar el rendimiento futuro de un activo, y la desviación estándar (o en algunos casos, la varianza) del retorno se utiliza como medida del riesgo. La

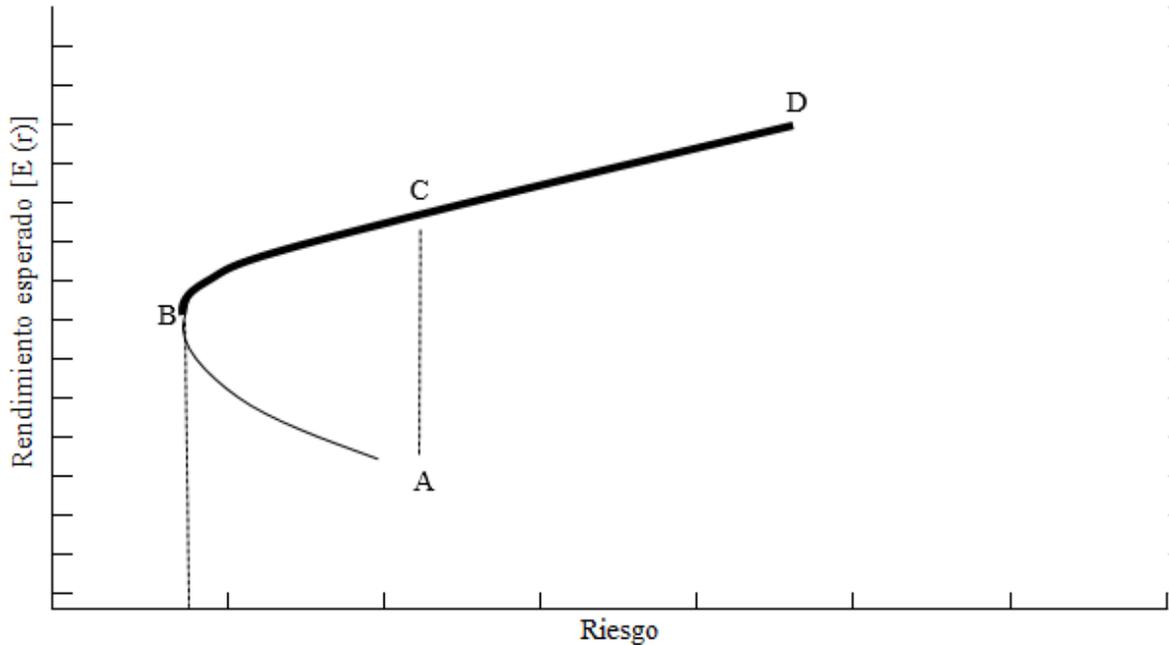
volatilidad se mide con la desviación estándar. La teoría de portafolios, por lo tanto, solamente considera el retorno esperado y el riesgo para las valuaciones de activos (Medina, 2003).

Medina (2003) menciona que el modelo de diversificación eficiente considera como óptimo al portafolio que maximiza la función de utilidad esperada del inversionista. Elton y Gruber (1995), citados en Cardona (2006), sugieren que una inversión en un conjunto de activos reduce el riesgo como consecuencia del principio de diversificación, y esto se debe principalmente al efecto que tiene la forma en cómo los rendimientos de los activos del portafolio se correlacionan. El modelo de medias y varianzas, como también se le conoce a la teoría de portafolios, no pretende maximizar el rendimiento esperado del portafolio ni minimizar el riesgo, sino encontrar, dentro de un conjunto factible de alternativas, la combinación óptima de rendimiento esperado y de riesgo, apegándose a las preferencias del inversionista. Dados estos supuestos, se busca elegir la combinación de rendimiento esperado y volatilidad entre el conjunto eficiente (García et al., 2004). En este sentido, el conjunto de carteras, constituidas por los distintos sectores económicos, que otorgan el máximo rendimiento esperado para un nivel de riesgo dado, se conoce como la frontera eficiente de inversión (Markowitz, 1956 citado en Cardona, 2006). Esta frontera se compone las posibilidades de combinaciones entre los activos, considerando su riesgo (desviación estándar) y su rendimiento esperado (media), en un portafolio; la curva de esta frontera es la curva de desviación estándar mínima (o varianza), ya que los puntos que la forman son el conjunto de combinaciones que otorgan la varianza mínima para cada nivel de rendimiento. En la Figura 1, el punto B representaría la varianza mínima global (la varianza mínima de todas las combinaciones posibles), mientras que el segmento AB contiene combinaciones no eficientes de activos. En esta misma curva, el tramo BD ofrece combinaciones con rendimientos superiores al tramo AB, ya que se compone de combinaciones eficientes, y es lo que se conoce como frontera eficiente de inversión

(Markowitz, 1952, citado en Lasa, 2004). Una representación gráfica de este concepto se puede observar en la Figura 2.1.

Figura 2.1.

Representación visual del concepto 'Frontera eficiente' de la Teoría de Portafolios.



Fuente: elaboración propia a partir de Markowitz (1952) citado en Lasa (2004).

El rendimiento de un portafolio de inversión es el promedio ponderado de los rendimientos de cada uno de los instrumentos que lo integran, y a medida que un portafolio se constituya por instrumentos financieros que no se encuentren correlacionados, o tengan baja correlación entre sí, el riesgo total del portafolio, entendido por sus fluctuaciones a lo largo del tiempo, será menor (Garay, 2010). A su vez, el riesgo se puede definir como la incertidumbre asociada con el hecho que una inversión otorgue la tasa de retorno esperada, generalmente calculado por la varianza, o por la desviación estándar. La volatilidad, o riesgo, depende del grado de variación entre los resultados de los distintos instrumentos que se incluyen en el portafolio (Garay y Gonzáles, 2009).

En cuanto al concepto de portafolio eficiente, Markowitz (1952) lo define como aquel que ofrece al inversionista el mayor retorno esperado para un grado de riesgo determinado, o el menor riesgo para un rendimiento esperado. Los portafolios eficientes se calculan con el conocimiento de los rendimientos, volatilidades y las correlaciones esperadas entre los rendimientos de los distintos pares de activos disponibles en el mercado. Lo que se busca con la teoría es encontrar una combinación entre las posibilidades de inversión que optimice la relación entre el riesgo y el rendimiento, permitiendo lograr la mayor rentabilidad con el menor riesgo posible, ya que la selección de la cartera de productos es un factor clave que puede determinar de forma importante el ahorro conseguido por los inversionistas en función del tipo de activos utilizado (Otero, et al., 2018). Matemáticamente, consiste, en esencia, en resolver una optimización cuadrática (Markowitz, 1952):

$$\text{Max } \{E(R_C) = \sum_{i=1}^n w_i \times E[R_i]\} \quad (1)$$

s. a.:

$$\sigma_c = \sqrt{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_i w_j \sigma_{ij}}$$

$$\sum_{i=1}^n w_i = 1, \quad w_i \geq 0$$

Donde:

$E(R_C)$: rentabilidad esperada de la cartera.

w_i : ponderación del activo i en la cartera.

σ_c : desviación estándar de la cartera.

σ_{ij} : covarianza de activos i, j

Los inversionistas institucionales, como los fondos de pensiones, van modificando la diversificación de sus portafolios en búsqueda de beneficios al incluir inversiones alternativas, incrementando el porcentaje de inversión en instrumentos distintos a las acciones (Otero, et al., 2018). La inclusión de estas alternativas en los portafolios les ha permitido acceder a oportunidades de inversión en mercados que hasta hace unos años no existían, eran ilíquidos, y poco transparentes, contribuyendo a aumentar el número de activos con potencial para la diversificación del riesgo de los portafolios (Garay, 2010). Por consiguiente, la teoría de portafolios es un modelo de diversificación, que se basa en la correlación de los rendimientos de los activos, y no solamente considera el número de activos, la media y la varianza.

No obstante, a pesar de la utilidad de este modelo para evaluar la diversificación de los portafolios, se le han formulado algunas críticas. En primer lugar, su condición de estático y no dinámico, ya que ofrece un portafolio eficiente solo en un momento dado del tiempo (Medina, 2003). Por otra parte, la eficiencia del portafolio podría perderse de un momento a otro debido a los cambios en los precios, que harían variar las composiciones del portafolio. También se señala como crítica su alcance limitado, al tratarse de un modelo de equilibrio particular y no general, ya que es un método de inversión diversificada y no de una valoración de equilibrio de mercado. Algunas de estas críticas han surgido de las suposiciones teóricas requeridas en la Teoría de Portafolios, entre las cuales encontramos que todos los individuos tienen aversión al riesgo, es decir, que se rehúsan a tomar un riesgo que no conlleve consigo una posible recompensa por haber adquirido ese riesgo, y caen en un arquetipo conocido como *homo economicus*, u hombre económico, que se refiere al ser que actúa racional, de acuerdo a la información del mercado y que actúa para sus propios intereses, sin dejarse llevar por la emoción, que desea riqueza y que busca evitar el trabajo y riesgo innecesarios para ese fin (Fall, 2007). Otra suposición de esta teoría es el periodo de tenencia de la inversión, que generalmente se asume ser un año, siendo que Gilster (1979) argumenta que

la composición de la frontera eficiente puede cambiar dependiendo de un supuesto de tiempo de tenencia a otro, teniendo que crear una frontera eficiente para cada periodo de tenencia considerado. En la realidad, los supuestos de esta teoría podrían no cumplirse siempre; sin embargo, se considera la teoría de Markowitz como teoría normativa (Mangram, 2013), refiriéndose a que describe una norma, o un estándar, de comportamiento que los inversionistas deberían seguir al momento de construir un portafolio (Fabozzi, Gupta y Markowitz, 2002). Como sugiere Dubova (2005), los inversionistas institucionales, como las administradoras de fondos de pensiones, son más conscientes de los riesgos asociados con una inversión en el mercado de capitales, contrastándolos con el rendimiento, y riesgo, obtenido a la hora de tomar decisiones.

En suma, la Teoría de Portafolios tiene como objetivo el análisis cuantitativo de la administración óptima de tales riesgos (Bodie y Merton, 1999). Su aplicación busca identificar el papel del riesgo en la toma de decisiones óptimas, ya que los escenarios en los que se toman las decisiones de inversión usualmente conllevan un alto grado de incertidumbre, y por ello, no es posible inferir con total certeza los rendimientos de un activo (Flores, 2005). Por tanto, puede considerarse a la Teoría de Portafolios como un modelo normativo, cuyo objetivo es guiar la toma de decisiones de inversión considerando primordialmente el riesgo asociado a cada activo en varios instrumentos de inversión (Sharpe, 1974).

A su vez, la elección de los activos dependerá también del perfil de riesgo del inversionista, dado que a una mayor exposición al riesgo, entendido como invertir en fondos con mayor volatilidad, se esperan rentabilidades más atractivas. No obstante, los inversionistas adversos al riesgo prefieren invertir en activos de menor riesgo, ya que se consideran más seguros, y en este sentido, a medida que el perfil de riesgo del inversionista aumente, la ponderación de inversiones de renta variable también lo hará, incrementando a su vez las probabilidades de obtener una rentabilidad más elevada, pero también consigo aumentando el riesgo de obtener pérdidas (Otero, et al., 2018).

Sharpe (1974) sugiere que la selección de un portafolio óptimo de inversión conlleva tres fases definidas: análisis de títulos y de carteras, así como también la selección de cartera. La primera fase implica cierta predicción del rendimiento futuro de un título, considerando la incertidumbre de cada activo individualmente. La segunda requiere medir las relaciones y consecuencias del agrupamiento de los títulos. Por último, la tercera trata de seleccionar un conjunto específico de títulos que se ajusten al perfil de riesgo del inversionista.

En este contexto, se considera al inversionista como un agente racional, con preferencias particulares sobre diferentes alternativas de inversión, para satisfacer determinados axiomas que maximicen su bienestar presente y futuro, dado un entorno económico (Marín, 2001). En este sentido, la inversión del capital disponible es una vía hacia el bienestar de un consumo futuro, en donde el afiliado al sistema de pensiones invierte una parte de sus ingresos en la cuenta individual de su fondo de pensiones. De este modo, el inversionista con una rentabilidad positiva de su inversión, tendrá recursos disponibles para el consumo futuro (Flores, 2005). Bajo esta misma idea, Márquez (1981) establece que la selección de alternativas inciertas necesariamente lleva la secuencia de dos pasos fundamentales: identificar las alternativas de inversión, que forman el conjunto de oportunidades, y definir la estructura de preferencias del agente inversionista.

La selección adecuada de alternativas de inversión debe considerar algunas normas para la toma de decisiones si:

- i) Dos portafolios tienen el mismo riesgo, pero rentabilidad diferente, se escogerá el portafolio que ofrezca la mayor rentabilidad.
- ii) Dos portafolios tienen la misma rentabilidad esperada, pero con distinto riesgo, se elegirá la cartera con menor riesgo. Tomando a la rentabilidad esperada como un bien, y todo lo demás permaneciendo constante (*Ceteris Paribus*), se prefiere un nivel de mayor “bien” que menor “bien”. Considerando al riesgo como un

“mal”, permaneciendo todo lo demás constante (*Ceteris Paribus*), se elegirá el portafolio con menos cantidad de “mal” (Flores, 2005).

Es posible clasificar los portafolios de acuerdo con su nivel de riesgo, y en este aspecto, los portafolios eficientes son aquellos que, con un mismo nivel de riesgo, ofrecen un mayor nivel de rendimiento esperado (Flores, 2005). En este tema, Flores (2005) indica que una rentabilidad superior, en un determinado periodo, no necesariamente es el resultado de un mejor desempeño financiero.

A continuación, se introduce el concepto de bonos verdes como una alternativa de inversión en los fondos de pensiones, ya que permiten la diversificación de las inversiones con perspectivas de largo plazo, presentándose como un vehículo de transición a una economía de menos carbono para compensar los riesgos climáticos actuales (Novethic, 2015).

2.2 El mercado de bonos verdes

Como se mencionó anteriormente, una alternativa innovadora, que podría representar una opción de inversión de los fondos de pensiones mexicanos, son los bonos verdes. Partimos de definir, de manera general, el instrumento “bono financiero”. De acuerdo a Levinson (2008), los bonos representan un contrato, garantía o acuerdo, usada principalmente por el emisor como fuente de financiación. En este sentido, los bonos son títulos o instrumentos de deuda, que pueden contraer los gobiernos y empresas con los tenedores de estos instrumentos, a cambio del pago futuro de capital e intereses; y se pueden clasificar, según el ente emisor, en bonos de gobiernos nacionales, de gobiernos a nivel inferior, de empresas y de instrumentos de titulación, como los bonos respaldados por activos (Court y Tarradellas, 2010).

Retomando el concepto de ‘bonos verdes’, el mercado de bonos verdes ha ido expandiéndose, desde su creación, en términos de alcance, tamaño de emisor

promedio y diversidad de emisores, y se cree que en el futuro, este mercado podría tener el potencial de crecer y alcanzar una escala mayor. En este contexto, este mercado es autonombrado, con estándares variados que varían en alcance y calidad. Estos bonos requieren una inversión solo en proyectos que generen beneficios ambientales, y aunque se puede prestar a subjetividad sobre qué constituye un proyecto ambiental “verde”, los principios de bonos verdes (Green Bond Principles, GBP) han establecido parámetros sobre las características que deberían tener, lo que ha despertado el interés de inversionistas. De acuerdo a los lineamientos del GBP, un bono emitido se considera verde si el capital se usa únicamente con el propósito de financiar o cubrir los gastos asociados con beneficios ambientales relacionados con el cambio climático, de acuerdo a ciertos estándares (Kochetygova y Jauhari, 2014).

En esencia, el concepto de bonos verdes es una iniciativa del mercado de bonos que permite la intermediación eficiente de capital entre los inversionistas y los proyectos relacionados con el cambio climático (Kochetygova y Jauhari, 2014). El Banco Mundial define un bono verde como un *título de deuda que se emite para generar capital para respaldar proyectos ambientales o relacionados con el cambio climático*. La novedad del concepto radica en la habilidad de identificar una emisión como “verde”, basada en el cumplimiento de los criterios para ser catalogado de esta forma. De hecho, estos bonos representan un subsector del vasto universo de iniciativas para combatir el cambio climático. No obstante, su conceptualización fragmentada podría generar incertidumbre para los inversionistas y frenar el crecimiento del mercado en el futuro (ALIDE, 2019). Además, una característica de este tipo de bonos es el uso que se le da a los recursos, y su administración separada de la entidad emisora durante la vida útil del instrumento (BMV, 2016).

En este contexto, los bonos verdes han atraído a un gran número de emisores, para lograr una economía que utilice menos carbono, a su vez contribuyendo a incrementar el rango de oportunidades de inversión con cierto riesgo-retorno, y su mercado ha madurado en un amplio mercado global que incluye

bonos corporativos, *securities* respaldados por capital (ABS), activos de proyectos de infraestructura, y activos subnacionales y municipales. El mercado de bonos verdes consiste en bonos de grado de inversión, por tanto, una buena parte de su mercado puede proveer oportunidades de inversión para portafolios comunes, dado que este mercado incluye un rango de sectores que ofrecen soluciones al cambio climático con proyectos con metas de sostenibilidad. Estas oportunidades se dan en los sectores energéticos, de transporte, de control de desechos y contaminación, construcciones, industria, agricultura, bosques y agua, y las oportunidades que ofrecen pueden variar de acuerdo a los beneficios, dependiendo de los activos, proyectos y sus ubicaciones (Kochetygova y Jauhari 2014). En este respecto, podemos contextualizar la experiencia con bonos verdes en México: la banca de desarrollo Nacional Financiera, Nafin, en noviembre de 2015 colocó 500 millones de dólares en un bono verde, con un plazo de 5 años, cuyos recursos estaban destinados a proyectos de energía eólica, así como un segundo bono verde en 2016, a un plazo de 7 años, destinado también para energía eólica y pequeñas hidroeléctricas.

En septiembre de 2016, el Grupo Aeroportuario de la Ciudad de México, GACM, emitió dos bonos verdes para el Nuevo Aeropuerto Internacional de la Ciudad de México por 2,000 millones de dólares, a 10 y 30 años de vencimiento. Los usos de los recursos de estos bonos fueron enfocados a la construcción sustentable, energía renovable, agua y desechos. A su vez, el Gobierno de la Ciudad de México emitió también dos bonos verdes: uno en 2016, encaminado a la mejora del medio ambiente, por 1,000 millones de dólares a 5 años para el rubro de transporte limpio, ampliación de una línea de metrobús y el mejoramiento del Sistema Colectivo Metro, así como en la mejora de la eficiencia del sistema de distribución de agua y manejo de aguas residuales. El capital de este bono verde provino de inversionistas nacionales, fondos de inversión y AFORES, Administradoras de Fondos para el Retiro; el segundo bono sustentable fue por

2,000 millones de pesos a finales de 2017, principalmente para proyectos de agua, transporte y refinanciamiento de la deuda de la capital mexicana (Cabrera, 2018).

Ahora, en el ámbito global, el reciente crecimiento del mercado de bonos verdes refleja varias tendencias: el aumento de la conciencia por el cambio climático por los inversionistas y el público; el reconocimiento que el mercado de capitales puede proveer soluciones de financiamiento para las grandes necesidades de capital que la infraestructura requiere, y la demanda para instrumentos de renta fija que ayuden a cubrir las necesidades de sostenibilidad ambiental de cara al cambio climático, sin comprometer los retornos sobre la inversión (Kochetygova y Jauhari, 2014). Este concepto de bonos verdes surgió debido a que ha crecido la conciencia global respecto a los múltiples problemas que el cambio climático está generando, y el costo financiero que esto representa, a lo cual se han originado diversas alternativas, las cuales requieren recursos financieros (ALIDE, 2019).

Considerando que existe una brecha de financiamiento climático, la cual se refiere a los flujos de inversión necesarios para aminorar el impacto de las emisiones de carbono y del cambio climático, para alcanzar los objetivos ambientales, es útil la combinación tanto de capital público, como de capital privado. Además, el sistema financiero podría beneficiarse de la creación de nuevos mercados, pudiendo atraer mayor financiamiento del sector privado para poder mitigar los efectos del cambio climático (IMCA, 2018). En este sentido, los bonos verdes usualmente financian activos vinculados con eficiencia energética, energías renovables, gestión de residuos sostenible, gestión del agua sostenible, conservación de la biodiversidad terrestre y acuática, gestión de las aguas residuales, productos y tecnologías ecológicas y procesos de producción y de adaptación al cambio climático. Los emisores de esta clase de bonos tendrían, tanto la responsabilidad, como la posibilidad, de financiar proyectos para mitigar los efectos negativos en el medio ambiente (Santiago B.D., 2018).

Y respecto a los bonos verdes, estos representan un ejemplo de innovación en un producto de inversión de renta fija, o variable, que atrae a los inversionistas a esta clase de activos, y pueden abrir brecha para una fase de productos que dirijan cantidades significativas de capital para afrontar el reto climático (Reichelt (2010). También pueden apoyar la implementación de políticas climáticas a nivel nacional, a través de una asignación más eficiente de capitales, especialmente con la perspectiva de proyectos que beneficien al medio ambiente y utilicen menos carbono (Shishlov, Morel, Cochran, 2016). Zerbib (2018), por su parte, identifica que algunos motivadores que inducen a invertir en este tipo de activos se relacionan con motivos financieros, como la expectativa de un mejor desempeño financiero, o un menor riesgo. Y refiriéndonos a la evaluación de riesgo de este tipo de activos, una metodología útil para su medición es la de Valor en Riesgo (VaR, por sus siglas en inglés), la cual se describe a continuación.

2.3 Modelo de VaR (Value at Risk)

El VaR se define como la pérdida potencial, o esperada, en el valor de una cartera durante un período definido, para un nivel de confianza dado (Otero, et al., 2018). El desempeño financiero de un activo puede ser medido con el Valor en Riesgo (VaR, Value at Risk), el cual es una medida de exposición de un portafolio a diferentes tipos de riesgo inherente en los mercados financieros (Gaivoronski y Pflug, 2005). Adicional a servir para propósitos meramente de medición del riesgo, el modelo VaR también puede ser utilizado en el contexto de selección óptima de portafolios, y recientemente, este modelo y algunos modelos derivados, como el Valor en riesgo Condicional (CVaR, Conditional Value at Risk), comenzaron a despertar atención para la determinación de criterios hacia una selección óptima de portafolios (Basak y Shapiro, 2001).

Se considera conveniente utilizar el VaR para medir el riesgo de los bonos verdes, y de las SIEFORES (Sociedades de Inversión de Fondos para el Retiro), ya

que es generalmente aceptada por los distintos participantes de los mercados financieros, y presenta cualidades que lo permiten ser adecuadamente implementado para el caso de las pensiones mexicanas (Herrera, 2011). Entre estas cualidades, se encuentra que el VaR es una medida de riesgo universal, se puede aplicar a cualquier tipo de activo o fuente de riesgo, su interpretación no es muy compleja, y es completo, ya que en un solo número contiene la totalidad de las posibles fuentes de riesgo de mercado existentes en un portafolio de inversión (Acerbi y Tasche, 2002). Es por estas razones que la CONSAR (Comisión Nacional del Sistema de Ahorro para el Retiro) ha adoptado la utilización del VaR para medir el riesgo en las SIEFORES que invierten en activos de renta variable, tanto nacional como internacional. Este método es una herramienta estadística que sirve para fortalecer la gestión de riesgos financieros de los portafolios de inversión, y al conjuntarse con otras medidas, compone la regulación financiera de las SIEFORES, ayudando a controlar la sensibilidad de un portafolio a los cambios en las variables financieras, como el tipo de cambio o las tasas de interés (Herrera, 2011).

Para realizar el cálculo del VaR de las SIEFORES, se necesita crear escenarios que tomen en cuenta el comportamiento de las variables financieras que tienen influencia en el valor de los portafolios de inversión. A mayor número de escenarios, se obtienen mejores estimaciones del VaR, por lo que, en el ámbito pensionario y con el fin de proteger los recursos de los trabajadores mexicanos, considerando el contexto de la volatilidad financiera internacional, esta metodología es adoptada (Melo y Becerra, 2005, citados en Herrera, 2011).

Para el cálculo del VaR, existen diversos enfoques, aunque tres son las metodologías generales (Ramírez y Ramírez, 2007).

- **Analítica/Paramétrica:** en la cual se utilizan parámetros estadísticos para obtener el VaR, asumiendo que los retornos siguen una distribución normal con media 0 y desviación estándar 1.
- **Simulación histórica:** este método analiza las pérdidas y ganancias que presenta la cartera actual, dadas las rentabilidades históricas del conjunto de activos. Se puede generar una distribución de rentabilidades y tomar los percentiles de dicha distribución como medida directa del VaR. A diferencia de la metodología paramétrica, esta no asume ninguna forma de la función de distribución de los rendimientos de los activos.
- **Simulación Montecarlo:** utiliza la simulación para describir el cambio de los precios de los activos, a partir de la simulación de los componentes aleatorios que intervienen en la evolución en el tiempo del precio.

En la Tabla 2.1 se incluyen distintos modelos utilizados para calcular el VaR.

Tabla 2.1

Modelos utilizados para calcular el VaR

Modelo	Autores	Descripción	Ventajas	Desventajas
Simulación histórica (<i>HS</i>)		Utiliza los datos empíricos, ordenándolos de mayor a menor y creando así una distribución empírica. El VaR corresponde a la densidad acumulada de dicha distribución.	No se requiere una gran metodología para su cálculo.	Cuando se analizan sus resultados a través del tiempo, se puede observar que no es muy sensible a los cambios en los datos.
<i>Conditioned VaR</i>	Referido en Johnson (2001).	Mide el promedio de la cola de pérdidas en los datos empíricos ordenados.	Permite saber el promedio de pérdidas estimadas a un % dado.	
Simulación Monte Carlo (<i>MC</i>)	Metropoli y Ulam (1949) Precusores: Fermi, Ulam, Von Neumann, Metropoli.	Simula N escenarios donde los datos pueden cambiar, generando así una distribución simulada. El VaR corresponderá al $\alpha\%$ de esa distribución.	Logra envolver una gran cantidad de escenarios negativos y positivos en el futuro.	Es muy difícil caracterizar correctamente el proceso estocástico, ya que se deben tener en cuenta muchas condiciones estadísticas.
Momentos condicionales de orden superior variables en el tiempo (<i>Higher-order Conditional Time-varying Moments</i>)	Bali, Mo y Tang (2008).	Esta metodología relaja el supuesto de que la distribución de retornos es idéntica e independientemente distribuida (iid), ya que se plantea que los momentos como curtosis, asimetría, y espesor de la cola, son variables en el tiempo, y no constantes, lo que finalmente entrega una mejor calibración de los datos para el cálculo del VaR.	Relaja el supuesto de que las distribuciones de retornos son independientemente distribuidos.	Se necesita un conjunto de datos superior a otros modelos, lo que puede implicar dificultades cuando se requiere hacerlo de forma mensual o anual.
Simulación histórica ponderada por volatilidad (<i>Volatility-Weighted Historical Simulation</i>)	Hull y White (1998)	Actualiza la información de los retornos obtenidos (luego de ordenarlos como en la simulación histórica básica), y los ajusta por la volatilidad pronosticada en el futuro. Finalmente, se obtienen datos actualizados a través de su volatilidad, calculando el VaR de forma análoga al HS anterior.	Toma en cuenta los cambios en la volatilidad de los retornos, realizando cálculos más exactos que la HS (<i>Historical Simulation</i>) anterior.	Depende de la forma de pronosticar la volatilidad, la que puede diferir dependiendo de cómo el usuario pronostique esta última.
Teoría de valor extremo (<i>EVT</i>)	Danielsson y de Vries (2000)	Estudia, por medio de métodos no paramétricos, los extremos de las colas de las distribuciones empíricas. El procedimiento consta de suavizar la cola mediante un índice umbral (M), permitiendo llegar a un estimador para el extremo de la cola a un nivel de confianza dado, es decir, a un VaR.	No se necesita conocer la distribución de los datos empíricas.	Existen muchas diferencias con el método para estimar el índice umbral (M), lo que implica muchos resultados para este método dependiendo del camino a elegir.

Valor en riesgo condicional autorregresivo (<i>CAViaR</i>)	Engle y Manganeli (1999)	Se centra en modelar el percentil de probabilidad, combinando métodos paramétricos (modelos autorregresivos) con no paramétricos (algoritmos genéticos).	Es un modelo muy adaptable al tipo de datos presentes.	Al mezclar métodos paramétricos con no paramétricos, el cálculo no es simple.
Familia de modelos <i>GARCH</i>	Engle y Bollerslev (1986)	Modela de forma autorregresiva la volatilidad de una muestra, asumiendo que ésta no es homocedástica a través del tiempo.	El nivel de parámetros a usar se puede estimar empíricamente, no requiere cumplir el supuesto de homocedasticidad.	Asume que la distribución de los errores es normal o <i>t-student</i> , lo que requiere en ocasiones usar expansiones para utilizar los datos.
Media móvil ponderada exponencialmente (<i>EWMA</i> , <i>Exponentially Weighted Moving Average</i>)	Caso especial planteado por JP Morgan.	Modela la volatilidad de una muestra a partir de su rentabilidad y volatilidad anteriores, usando factores que se imponen, o se calculan, mediante estimación de máxima verosimilitud (modelo general).	Cálculos relativamente simples de efectuar.	Asume que la distribución de los errores es normal o <i>t-student</i> , lo que requiere en ocasiones usar expansiones para utilizar los datos.

Fuente: Kristjanpoller y Barahona (2014).

Es importante mencionar que el VaR no engloba todos los aspectos del riesgo de mercado, para lo cual se podrían utilizar análisis complementarios al VaR (como el VaR Condicional). A este respecto, el CVaR, o VaR condicional (también conocido como AVaR, *average value at risk*, *Tail VaR*, *Expected Tail Loss*, o *Expected Shortfall*) se refiere a la media esperada condicionada que cuantifica el riesgo dentro de una zona de pérdida definida. Es decir, una medida asimétrica que considera la magnitud de la pérdida en caso de superarse un VaR establecido.

En este sentido, la alternativa para el cálculo del VaR de simulación histórica consiste en aplicar el vector de ponderadores de inversión vigentes a una serie representativa de retornos históricos, de modo que se pueda generar una secuencia de valores de portafolio que puedan ser representados estadísticamente por un histograma (Johnson, 2001). En este caso, la metodología más sofisticada, e intensiva en uso de software computacional, es la de simulaciones de Monte Carlo, la cual se refiere a la generación de múltiples iteraciones para los retornos de un activo (o activos), con un horizonte específico de tiempo. Estas simulaciones deben ser generadas a partir de una función de distribución de probabilidades que represente al proceso estocástico simulado, es decir, por ejemplo, los retornos

simulados para una acción específica deben ser generados de una distribución normal (Johnson, 2001).

Por otra parte, el método paramétrico del VaR, asume una distribución normal de los retornos, con media 0 y desviación estándar 1, y obtiene las medidas de VaR a través de estadísticos paramétricos (z) multiplicados por la desviación estándar de los retornos y sumado a la media esperada de estos. Entonces, una forma de evaluar el desempeño de los fondos de pensiones es centrarse en los resultados más negativos del mismo, y de este modo, el VaR sirve para analizar la máxima pérdida ocurrida en un plazo determinado (Otero, et al., 2018).

En este estudio se realizarán tres pruebas de VaR calculado de manera distinta, para los tres enfoques, o técnicas principales: paramétrica, a través de un método que utiliza un valor z que depende del nivel de confianza, la desviación estándar del vector de retornos y el promedio de retornos del vector; de simulación histórica, a través de cuantiles directos de los retornos empíricos; y de simulación Montecarlo, en el cual se construye una serie de retornos simulados dados parámetros como la media y la desviación estándar del vector de precios para cada activo, en esta técnica se toman cuantiles directos para conocer el VaR, como en la técnica de simulación histórica (García y Martínez, 2005).

2.3.1 Especificación de las funciones para el cálculo del VaR y CVaR.

Con cada vector de la matriz de retornos, se calcula el Valor en Riesgo (VaR) de simulación histórica. Para ello, se ordenan los retornos, de mayores a menores, de manera que el percentil 95 y 99 de esa secuencia es el VaR a un día de ese vector. La función del vector de rendimientos para cada día se muestra en la ecuación (2):

$$y = \frac{v_1 - v_2}{v_2} \quad (2)$$

Donde

y: Rendimiento a un día.

v₁: Precio de cotización de cierre del día más reciente.

v₂: Precio de cotización de cierre del día anterior.

El VaR se expresa en porcentaje y su valor indica que: a un nivel de confianza de 95%, se espera que, por lo menos, este bono verde pierda 0.03% (por ejemplo) de su valor en un solo día. El VaR, en término general, es el nivel de pérdidas de manera que exista una probabilidad p que las pérdidas sean mayores o iguales que Y^* , cuya función se muestra en la ecuación (3).

$$VaR_p(Y) = Prob(Y \geq Y^*) = p \quad (3)$$

Donde

VaR_p(Y): Valor en riesgo del vector de retornos Y.

Y: Pérdidas esperadas del vector Y.

Y*: Pérdidas al nivel de confianza definido.

p: nivel de confianza.

Que también se puede explicar con la siguiente función (Zrazhevskaya y Zrazhevsky, 2016). Dado que, desde el punto de vista econométrico, $y^{(1-\alpha)}(Y)$ determina el mínimo valor de retornos Y con una probabilidad $(1 - \alpha)$. Si, por ejemplo, $\alpha = 0.99$ entonces $y^{(1-\alpha)}(Y)$ (puede ser negativo), con una probabilidad de 99%, determina los retornos mínimos. El concepto de $VaR_\alpha(Y)$ se define también como:

$$VaR_{\alpha}(Y) = -y^{(1-\alpha)}(Y) \quad (4)$$

Donde

$VaR_{\alpha}(Y)$: Valor en riesgo del vector de retornos Y a un nivel α de significancia.

Y : Retornos.

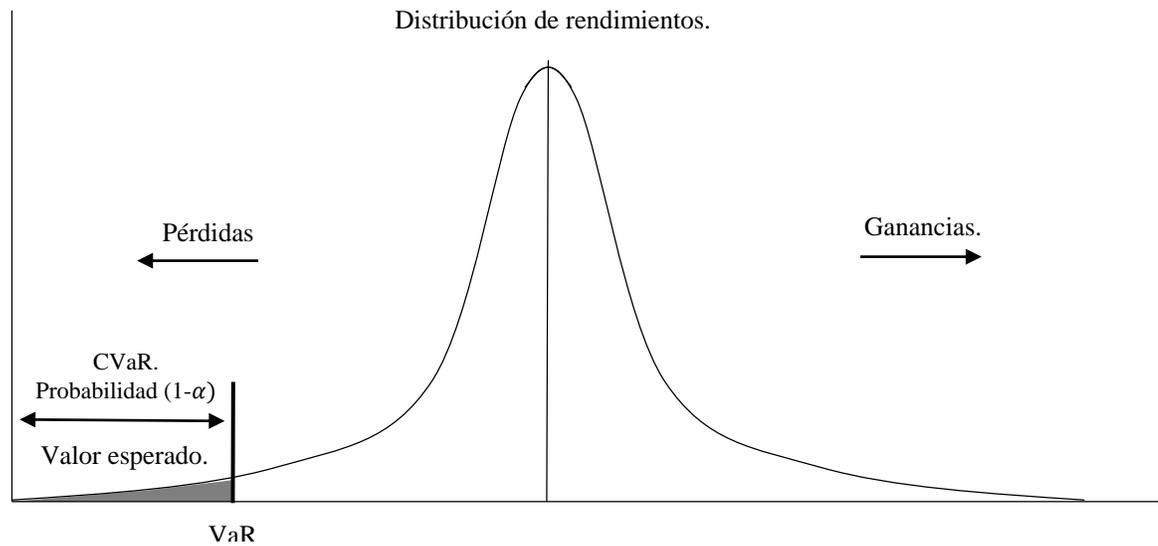
y : Valor mínimo con una probabilidad, o nivel de confianza $(1 - \alpha)$.

Entonces, el $VaR_{\alpha}(Y)$ con una probabilidad $(1 - \alpha)$ define el valor límite de la pérdida (por eso el signo negativo '-').

El VaR de simulación histórica mide la pérdida máxima que se produce en el vector, dado un periodo de tiempo definido y un nivel de confianza determinado $(1-p)$, y se define como la pérdida asociada con el α -ésimo percentil de la distribución de rendimientos del vector (Otero et al. 2018). Este VaR se obtiene a partir de la información histórica de los retornos, y es no paramétrica, es decir, que no asume alguna distribución de la función de los retornos. La aproximación consiste en calcular el percentil α de la distribución empírica de las pérdidas y ganancias. Sin embargo, algunas críticas a esta técnica es que mantiene el supuesto que la distribución no cambia en el tiempo, lo que causa que el método sea sensible al tamaño de muestra utilizada y a la inclusión de nuevos datos; otra crítica es que esta técnica supone que la varianza o volatilidad no cambia en el tiempo (Melo y Granados, 2011). Es por ello que para este estudio se realizarán, asimismo, cálculos del VaR con métodos Montecarlo y paramétrico.

En la Figura 2.2 se puede apreciar una representación gráfica de los conceptos VaR y CVaR.

Figura 2.2. Representación gráfica de VaR y CVaR.



Fuente: elaboración propia a partir de Johnson (2001).

Esta figura nos muestra la diferencia de conceptos entre el Valor en Riesgo (VaR), y el Valor en Riesgo Condicional (CVaR), siendo este último el promedio de pérdidas a partir del VaR.

En la técnica de simulación histórica, la función se define de la siguiente manera (Franco y Franco, 2005):

$$VaR_{HS}^{\alpha} = PE(\{L_S\}_{S=1,\dots,t}, \alpha) \quad (5)$$

Donde

VaR_{HS}^{α} : Valor en riesgo en el nivel de significancia α .

PE: cuantil de la distribución empírica asociado a α .

L_S : Retornos de un activo.

α : Nivel de significancia alpha.

En la técnica de VaR paramétrico, el VaR se define de la siguiente manera:

$$VaR_{PAR}^{\alpha} = E - (\sigma \times z) \quad (6)$$

Donde

VaR_{PAR}^{α} : Valor en riesgo en el nivel de significancia α .

E: Promedio del vector de retornos.

σ : Desviación estándar del vector de retornos de un activo.

α : Nivel de significancia alpha.

z: Estadístico z asociado a la probabilidad α en una distribución normal, con media 0 y desviación estándar 1, de retornos de un activo.

En simulación Montecarlo, el VaR se define de la siguiente manera (Glasserman, et al, 2000):

$$VaR_{MC}^{\alpha} = PE(\{L_S\}_{S=1,\dots,t}, \alpha) \quad (7)$$

Donde

VaR_{MC}^{α} : Valor en riesgo en el nivel de significancia α .

PE: cuantil de la distribución de retornos simulados asociado a α .

L_S : Retornos simulados de un activo.

α : Nivel de significancia alpha.

También se pretende calcular el CVaR, o Valor en Riesgo Condicional, en simulación histórica, paramétrica y de simulación Montecarlo, con la intención de conocer el promedio de la cola de pérdidas restantes en la misma secuencia a partir del valor VaR que corresponde al percentil 95 y 99 (dos distintos niveles de confianza). Esta medida considera el tamaño de las pérdidas que exceden el VaR (Melo y Granados, 2011). El CVaR tiene la ventaja de satisfacer la propiedad de subaditividad, que significa que la agregación de riesgos no aumenta el riesgo total de un portafolio (Franco y Franco, 2005), que el VaR no satisface. Este valor se expresa en porcentaje y su valor indica que: a un nivel de confianza de 95%, se espera que, en promedio, este bono verde pierda 0.05% (por ejemplo) de su valor en un solo día. El CVaR se obtiene de un promedio simple de escenarios que

exceden el Valor en Riesgo (VaR) para un nivel de confianza y periodos determinados de acuerdo a la regulación financiera que emite la Comisión Nacional del Sistema de Ahorro para el Retiro, CONSAR. (CONSAR, 2018). La función del CVaR, o VaR condicional, en términos generales, se expresa en la ecuación (8) (Melo y Granados, 2011):

$$CVaR^\alpha = E(L_t | L_t > VaR^\alpha) \quad (8)$$

Donde

$CVaR^\alpha$: Valor en riesgo condicional a un nivel de significancia α .

E: Valor esperado de las pérdidas de los retornos L_t , dado que L_t sea mayor al VaR.

L_t : Retornos de un activo en tiempo t.

También se puede expresar de la siguiente manera (Zrazhevskaya y Zrazhevsky, 2016), para un nivel de significancia $\alpha \in (0;1)$, la medida de riesgo $CVaR_\alpha(X)$ puede ser definido como un promedio esperado de la pérdida con una probabilidad α :

$$CVaR_\alpha(X) = E[X | X > VaR_\alpha(X)] \quad (9)$$

Donde

$CVaR_\alpha(X)$: Valor en riesgo condicional a un nivel de significancia α de retornos X.

$VaR_\alpha(X)$: Valor en riesgo a un nivel de significancia α de retornos X.

E: Valor esperado de los retornos de modo que el valor es mayor que el nivel para el cual se establece el Valor en Riesgo de X.

Si se considera como una integral de la distribución de pérdidas más allá del nivel del VaR, el CVaR también se puede definir de la siguiente manera:

$$CVaR_{\alpha}(X) = \frac{1}{1 - \alpha} \int_{\alpha}^1 VaR_{\gamma}(X) d_{\gamma} \quad (10)$$

Donde

$CVaR_{\alpha}(X)$: Valor en riesgo condicional a un nivel de significancia α de retornos X.

α : Valor en riesgo a un nivel de significancia α de retornos X.

$\int_{\alpha}^1 VaR_{\gamma}(X) d_{\gamma}$: La integral definida que va desde α hasta 1 de la expresión del VaR_{γ} diferencial de γ .

Asimismo, se puede definir de la siguiente manera, hablando del CVaR como una integral definida de los retornos (pérdidas) después del Valor del VaR (Chen, 2020):

$$CVaR = \frac{1}{1 - c} \int_{-1}^{VaR} xp(x) dx \quad (11)$$

Donde

$CVaR$: Valor en riesgo condicional.

$p(x)dx$: la densidad de probabilidad de obtener un retorno con valor 'x'.

c : el valor de punto de corte en la distribución donde se establece el punto de VaR.

VaR: el nivel de VaR.

Para el caso de la medida de VaR condicional con la técnica de simulación histórica, se define de la siguiente manera (Melo y Granados, 2011):

$$CVaR_{HS}^{\alpha} = \frac{1}{(1-\alpha)t} \sum_{s=1}^t L_S \times \mathbf{1}(L_S > VaR^{\alpha}) \quad (12)$$

Donde

VaR^{α} : Valor en riesgo en el nivel de significancia α .

t : Número de valores (retornos).

L_S : Retornos de un activo.

α : Nivel de significancia alpha.

$\mathbf{1}$: representa una función indicadora que toma el valor de uno cuando se satisface la condición entre paréntesis y cero en caso contrario.

Para el caso de la medida de VaR condicional con la técnica de simulación Montecarlo, se define de la siguiente manera:

$$CVaR_{MC}^{\alpha} = \frac{1}{(1-\alpha)t} \sum_{s=1}^t L_S \times \mathbf{1}(L_S > VaR^{\alpha}) \quad (13)$$

Donde

VaR^{α} : Valor en riesgo en el nivel de significancia α .

t : Número de valores (retornos).

L_S : Retornos de un activo.

α : Nivel de significancia alpha.

$\mathbf{1}$: representa una función indicadora que toma el valor de uno cuando se satisface la condición entre paréntesis y cero en caso contrario.

La diferencia con el de simulación histórica es la simulación de retornos de donde se obtiene el VaR y CVaR.

Para el caso de la medida de VaR condicional con la técnica paramétrica, se define de la siguiente manera:

$$CVaR_{PAR}^{\alpha} = -(E + (\sigma \times Z)) \quad (14)$$

Donde

$CVaR_{PAR}^{\alpha}$: Valor en riesgo condicional en el nivel de significancia α .

E: Promedio del vector de retornos.

σ : Desviación estándar del vector de retornos de un activo.

α : Nivel de significancia alpha.

z: Estadístico z asociado a la probabilidad α en una distribución normal, con media 0 y desviación estándar 1, de retornos de un activo.

Z: Estadístico de densidad de probabilidad: $\frac{1}{\alpha} \times \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}z}$

2.3.2 Backtesting VaR.

Cuando se utiliza el método VaR, también es necesario verificar que el riesgo se está midiendo adecuadamente; generalmente se llevan a cabo hipótesis que verifican el cumplimiento de las propiedades o características que se supone que el VaR satisface (Melo y Granados, 2011).

Entre estas propiedades, las más importantes son:

1. Propiedad de cubrimiento incondicional: la probabilidad que se genere un exceso sobre el VaR reportado debe ser $1-\alpha$; si se encuentra que la probabilidad que este exceso tenga valor de 1 distinta de $1-\alpha$, revela que tal riesgo está siendo sobrestimado o subestimado.
2. Independencia de las excepciones: cualquier par de elementos en la secuencia de 'fallos' o excepciones deben ser independientes $(I_{t+j|t+j-1}(\alpha), I_{t+k|t+k-1}(\alpha))$.

En este caso,

1. Se calcula el valor en riesgo con un nivel de significancia α ,

$$VaR_t^\alpha, \text{ con } t = n_1, n_1 + 1, \dots, n - 1. \quad (15)$$

2. A partir de los Valores en Riesgo, VaR, estimados, se construye la serie de 'fallos' o excepciones I , la cual se define como:

$$I(\alpha) = \begin{cases} 1 & \text{si } L \geq VaR^\alpha \\ 0 & \text{si } L \leq VaR^\alpha \end{cases} \quad (16)$$

Entonces, las excepciones $I(\alpha)$ tienen una distribución Bernoulli (p) con $p = 1 - \alpha$, donde $p = E(I(\alpha))$. Esta serie debe cumplir con las propiedades mencionadas anteriormente. Estas propiedades implican que la medición del cuantil de la función de pérdidas correspondiente al $\alpha \times 100\%$ de los retornos negativos es adecuada y las excepciones no poseen información relevante para predecir otros fallos (Melo y Granados, 2011). Una excepción predecible indica que el VaR no sería una medida adecuada del riesgo. A continuación se mencionan algunas metodologías de *backtesting* que consideran estos aspectos.

2.3.2.1 Prueba de Kupiec de proporción de fallas.

Una de las pruebas más utilizadas es la prueba de Kupiec en el *backtesting* de un VaR. La versión estándar es un test de proporción de fallas que evalúa la propiedad de cubrimiento incondicional. La hipótesis nula de esta prueba es $H_0: p = 1 - \alpha$. La hipótesis se contrasta a través de una prueba de razón de verosimilitud (Likelihood ratio of unconditional covering) de la siguiente forma:

$$LR_{uc} = -2\ln\left(\frac{p^x(1-p)^{m-x}}{\tilde{p}^x(1-\tilde{p})^{m-x}}\right) \quad (17)$$

Donde

x : número de excepciones.

m : número de observaciones incluidas.

$\tilde{p} : \frac{x}{m}$

El numerador de este estadístico corresponde a la función de verosimilitud bajo la hipótesis nula, mientras que el denominador corresponde a la función de verosimilitud evaluada en el estimador de máxima verosimilitud no restringido de p . La distribución asintótica de esta prueba bajo H_0 es Ji-cuadrada con un grado de libertad.

2.3.2.2 Prueba de Christoffersen.

Como vimos, la prueba de Kupiec se concentra solo en el número de fallas adecuado. No obstante, Christoffersen (2003) sugiere una prueba conjunta, que evalúa la independencia de los 'fallos', así como la cobertura incondicional (Melo y Granados, 2011). La prueba se basa en el supuesto que las realizaciones de la sucesión de variables aleatorias de la forma $\{I(\alpha)\}_{n_1}^{n-1}$ siguen una cadena de Markov de orden uno, con matriz de transición de la siguiente forma:

$$\prod = \begin{bmatrix} \pi_{00} & \pi_{01} \\ \pi_{10} & \pi_{11} \end{bmatrix} \quad (18)$$

Donde:

$$\pi_{ij} = P(I_{t+1|t}(\alpha) = j | I_{t|t-1}(\alpha) = i)$$

con $i, j = \{0,1\}$ son las probabilidades de transición de la cadena de Markov, tal que $\pi_{i0} + \pi_{i1} = 1$ para $i = \{0,1\}$.

A partir de esta condición, la matriz de transición se puede reescribir como

$$\prod_1 = \begin{bmatrix} 1 - \pi_{01} & \pi_{01} \\ 1 - \pi_{11} & \pi_{11} \end{bmatrix} \quad (19)$$

Para estimar las probabilidades de transición π_{ij} , es necesario construir la función de verosimilitud para esta sucesión, dada por la siguiente ecuación:

$$L(\prod_1) = (1 - \pi_{01})^{m_{00}} \pi_{01}^{m_{01}} (1 - \pi_{11})^{m_{10}} \pi_{11}^{m_{11}} \quad (20)$$

Donde:

m_{ij} : número de observaciones en las cuales $I_{t+1|t}(\alpha) = j$ e $I_{t|t-1}(\alpha) = i$ con $m_{00} + m_{01} + m_{10} + m_{11} = m$, siendo m el número total de observaciones dentro del *backtesting*.

Entonces, el estimador máximo verosímil de la matriz expresada originalmente es:

$$\hat{\prod} = \begin{bmatrix} \hat{\pi}_{00} & \hat{\pi}_{01} \\ \hat{\pi}_{10} & \hat{\pi}_{11} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{m_{00}}{m_{00} + m_{01}} & \frac{m_{01}}{m_{00} + m_{01}} \\ \frac{m_{10}}{m_{10} + m_{11}} & \frac{m_{11}}{m_{10} + m_{11}} \end{bmatrix} \quad (21)$$

Y es a partir de tal matriz, y considerando las probabilidades de transición, es posible evaluar si las excepciones son independientes (Melo y Granados, 2011).

Lo que se compara son las diferencias entre π_{01} (la probabilidad de que se presente una excepción dado que hoy no ocurrió) y π_{11} (la probabilidad de que mañana el retorno del activo exceda el VaR_α condicionado a que hoy lo superó). Si se cumple el supuesto de independencia, se debe cumplir $\pi_{01} = \pi_{11} = \pi$, y la matriz de transición toma la forma:

$$\Pi_0 = \begin{bmatrix} 1 - \pi & \pi \\ 1 - \pi & \pi \end{bmatrix} \quad (22)$$

En este caso, se demuestra que el estimador máximo verosímil de π , restringido a que $\pi_{01} = \pi_{11} = \pi$, es igual a $\hat{\pi} = \frac{m_{00} + m_{01}}{m}$. Con base en tales resultados, Christoffersen (2003) contrasta la hipótesis nula $H_0: \pi_{01} = \pi_{11}$ con una prueba de razón de verosimilitud:

$$LR_{ind} = 2 (l(\hat{\Pi}_1) - l(\hat{\Pi}_0)) \quad (23)$$

Donde:

$$l(\cdot) = \log L(\cdot)$$

Entonces, bajo la H_0 , el estadístico LR_{ind} se distribuye asintóticamente Ji-cuadrada con un grado de libertad. En caso que se rechace H_0 , se podría afirmar que las excepciones del VaR_α son dependientes y, por tal razón, el modelo utilizado debería modificarse para corregir esta característica (Melo y Granados, 2011).

Las pruebas anteriormente mencionadas prueban la independencia de los excesos y si el promedio de estos es congruente con el nivel de confianza propuesto para el modelo $(1 - \alpha)$. La prueba de Christoffersen (2003), de hecho propone una prueba de verosimilitud en la que se evalúan estas dos características. Cuando cumplen ambas condiciones al mismo tiempo, se llama cobertura condicional. En esta prueba se contrasta la hipótesis nula $H_0: \pi_{01} = \pi_{11} = \pi$:

$$LR_{cc} = 2 (l(\hat{\Pi}_1) - l(\hat{\Pi}_p)) \quad (24)$$

Donde:

$$l(\cdot) = \log L(\cdot)$$

Π_p : matriz de transición en ecuación () evaluada en $\pi = p = (1 - \alpha)$

α : el nivel de significancia considerado en el modelo VaR_α

Bajo la hipótesis nula, el estadístico LR_{cc} se distribuye asintóticamente Ji-cuadrada con dos grados de libertad. Christoffersen (2003) presenta una forma de calcular el estadístico LR_{cc} a partir de las ecuaciones (17) y (23), presentadas anteriormente:

$$LR_{cc} = 2 (l(\hat{\Pi}_1) - l(\hat{\Pi}_0) + l(\hat{\Pi}_0) - l(\hat{\Pi}_p)) \quad (25)$$

$$LR_{cc} = 2 (l(\hat{\Pi}_1) - l(\hat{\Pi}_0)) + 2(l(\hat{\Pi}_0) - l(\hat{\Pi}_p))$$

$$LR_{cc} = LR_{ind} + LR_{uc}$$

Se recomienda efectuar cada prueba por separado (*ind* y *uc*). Es importante notar que cuando $\pi_{01} = \pi_{11} = \pi$, la función de verosimilitud toma la forma de la función asociada a una variable aleatoria Bernoulli, y es por eso que se puede reescribir como $LR_{uc} = 2(l(\hat{\Pi}_0) - l(\hat{\Pi}_p))$ (Melo y Granados, 2011).

Existen, además, pruebas para evaluar (*backtest*) el VaR condicional, o *Expected Shortfall*, las cuales se describen a continuación.

2.3.3 Backtesting CVaR.

Emmer et al. (2013) proponen una manera de evaluar el CVaR, o *Expected Shortfall*, que se basa en la aproximación de diferentes niveles de VaR. Primero plantea que el CVaR puede ser aproximado con distintos niveles de VaR de acuerdo a la siguiente definición.

$$ES\alpha(X) = \frac{1}{\alpha} \int_0^\alpha VaR_\alpha(X) du \approx \frac{1}{4} [VaR_{0.25\alpha+0.0075}(X) + VaR_{0.5\alpha+0.005}(X) + VaR_{0.75\alpha+0.0025}(X) + VaR_\alpha(X)]. \quad (26)$$

Entonces, si asumimos que $\alpha = 0.05$, entonces:

$$ES_{5\%}(X) \approx \frac{1}{4} [VaR_{1.25\%}(X) + VaR_{2.5\%}(X) + VaR_{3.75\%}(X) + VaR_{5\%}(X)]. \quad (27)$$

Lo que equivaldría que el VaR 95%, 96.25%, 97.5% y 98.75% deben ser evaluados de forma conjunta para evaluar el CVaR. Si todos estos niveles de VaR se evalúan correctamente, el CVaR se podría considerar preciso también (Emmer et al., 2013). No obstante, Emmer et al. (2013). no especifican cuáles 4 niveles de VaR se deben utilizar. Estos niveles de VaR se evalúan contando el número de excesos, asumiendo un nivel de confianza del 95% al rechazar un modelo. Entonces, este método nos permitiría evaluar el CVaR, dado que los niveles de VaR a 98.0%, 98.5%, 99.0% y 99.5% pasen todos el *backtest*. Se calculan las probabilidades acumuladas para un número diferente de excesos del VaR, para diferentes niveles de VaR. Se calcula considerando que la serie de superaciones sigue una distribución binomial, determinando no solo el valor esperado de retornos realizados en un año, sino también la probabilidad de un número particular de excesos.

Podemos definir la función de distribución acumulativa de un variable binomial como:

$$F(k; n, p) = P(X \leq k) = \sum_{i=0}^k \binom{n}{i} p^i (1-p)^{n-i} \quad (28)$$

Donde:

F: Función de distribución acumulativa

n: es el número de ensayos

k: número esperado de éxitos

p: nivel de probabilidad de éxito en cada ensayo

i: número de éxitos (excepciones, en este caso en un experimento binomial con dos posibles resultados, excepción o no excepción).

X: número de éxitos observados de n ensayos (variable aleatoria discreta).

$P(X \leq k)$: probabilidad que el número observado de X sea, cuando mucho, k . Es decir, se calcula la probabilidad de un número particular de excepciones o excesos.

La probabilidad acumulativa es simplemente la probabilidad de que el número de los excesos sean menores o iguales a la cantidad realizada de superaciones para un modelo correcto. Esto se puede usar para calcular la confianza al rechazar un VaR que se estima con demasiadas excepciones.

Un ejemplo de tabla de probabilidad acumulada se muestra en la Tabla 2.2:

Tabla 2.2.

Ejemplo de probabilidad acumulada.

Número de excesos	Probabilidad acumulada - niveles de VaR			
	98.0%	98.5%	99.0%	99.5%
0	0.64	2.29	8.11	28.56
1	3.91	10.99	28.58	64.44
2	12.21	27.49	54.32	86.89
3	26.22	48.26	75.81	96.21
4	43.87	67.79	89.22	99.11
5	61.6	82.43	95.88	99.82
6	76.37	91.53	98.63	99.97
7	86.87	96.36	99.6	100
8	93.39	98.59	99.89	100
9	96.96	99.51	99.97	100
10	98.72	99.84	99.99	100
11	99.5	99.95	100	100
12	99.82	99.99	100	100

Nota. La tabla muestra la probabilidad acumulada para diferentes números de excesos en niveles diferentes de VaR. Estas probabilidades se calculan con $T=250$, asumiendo 250 retornos y probabilidades dadas para diferentes niveles de VaR.

Fuente: Wimmerstedt (2015).

Rechazaríamos una predicción de VaR si la probabilidad acumulada es mayor al nivel establecido. Para esto, se comparan el máximo número de excesos permitidos para cada nivel contra los excesos realizados en cada nivel. Si los excesos realizados son mayores al máximo número de excesos en cualquier nivel, entonces tal nivel no pasaría la prueba y el CVaR se rechazaría, al no pasar la prueba de *backtest*.

La siguiente tabla, 2.3, muestra un ejemplo de tabla de contingencia del máximo número de excesos para distintos niveles de α .

Tabla 2.3 .

Ejemplo de máximo número de excesos permitido para cada nivel de VaR

α	Máximo número de excesos
0.020	8
0.015	6
0.010	4
0.005	2

Nota. La tabla muestra la probabilidad acumulada para diferentes números de excesos en niveles diferentes de VaR. Estas probabilidades se calculan con $T=250$, asumiendo 250 retornos y probabilidades dadas para diferentes niveles de VaR.

Fuente: Wimmerstedt (2015).

Una vez descrito el modelo de la metodología a seguir, se procede ahora a describir el contexto de las pensiones para el caso mexicano, especificando los portafolios de inversión que gestionan las SIEFORES.

2.4 El sistema de pensiones actual en México

Una de las principales preocupaciones de las sociedades occidentales es el de sostenibilidad de sus sistemas de pensiones, debido al efecto del envejecimiento de la población, ocasionado por el descenso continuado de las tasas de natalidad y el aumento de la esperanza de vida (Otero, et al., 2018). Es por eso que a finales del siglo pasado, en julio de 1997, en México hubo una reestructura en el sistema de pensiones (Gómez, 2015). Esta reestructuración consistió en pasar de un sistema de beneficio definido a uno de contribución definida, con una cuenta individual, en la cual los aportes de los trabajadores forman un fondo que puede invertirse en diversos instrumentos financieros. En 1992, se creó el Sistema de Ahorro para el Retiro, SAR, que se basa en cuentas individuales a las cuales aportan el trabajador, el patrón y el Gobierno Federal; en estas cuentas se acumula un monto del cual el trabajador se hace acreedor al final de su vida laboral.

Asimismo, en 1997, se crearon las Administradoras de Fondos para el Retiro, AFORES, para administrar las cuentas individuales de los trabajadores para su pensión. Las AFORES son empresas financieras especializadas en administrar e invertir el ahorro para el retiro voluntario de los trabajadores afiliados al Instituto Mexicano del Seguro Social, buscando el mayor rendimiento posible a través de la inversión de los recursos (CONSAR, 2010).

Anterior a la reestructura de 1997, los recursos de pensiones de los trabajadores eran administrados en una sola cuenta, sin obtener rendimientos, aunque garantizando el monto de la pensión (Herrera, 2011). Posterior a la creación de las AFORES en 1997, los ahorros en las cuentas individuales de los trabajadores pueden crecer con los rendimientos generados a través de las inversiones, dado que el mecanismo de funcionamiento es que, del salario que recibe un trabajador, se le descuenta una cantidad, a la que se le suma una cantidad que aporta su patrón y una más que aporta el Gobierno Federal. A su vez, las AFORES reciben aportaciones voluntarias de trabajadores que, aún sin estar afiliados al Instituto Mexicano del Seguro Social, buscan aprovechar los rendimientos y los beneficios fiscales que estas empresas ofrecen.

La función de la CONSAR es la de regular el Sistema de Ahorro para el Retiro, que está constituido por las cuentas individuales a nombre de los trabajadores que manejan las AFORE (CONSAR, 2019). Entre las funciones de la CONSAR es supervisar que los recursos de los trabajadores se invierta conforme a los parámetros y límites establecidas por la Comisión (Régimen de Inversión). Por otra parte, las SIEFORES (Sociedades de Inversión Especializada en Fondos para el Retiro) son los fondos donde las AFORES invierten los recursos de los trabajadores a lo largo de su vida laboral, las cuales, anteriormente a 2005, invertían los fondos de las aportaciones en una SIEFORE solamente. Con el paso del tiempo, el Régimen de Inversión de las AFORES ha sufrido modificaciones con dos objetivos: incrementar los rendimientos de los ahorros de los trabajadores, y ampliar

la diversificación de la inversión de los recursos de los trabajadores, a través del acceso a nuevos mercados.

A partir de 2008, y hasta 2019, las AFORE agrupan los ahorros conforme a la edad de los trabajadores en cinco grupos, las SIEFORES, para invertirlos conforme a las reglas que la CONSAR define para cada grupo. Las SIEFORES invierten los ahorros de los trabajadores en instrumentos con una relación apropiada entre edad, riesgo y rendimiento. Esta apertura al régimen de inversión ha logrado la diversificación y rentabilidad de los portafolios de inversión. Este régimen ha permitido nuevas clases de activos y una flexibilidad más amplia en los parámetros regulatorios, potencializando las posibilidades de financiamiento (CONSAR, 2010, citado en Herrera, 2011).

La creación del SAR (Sistema de Ahorro para el Retiro) ha brindado beneficios al sistema de pensiones mexicano, entre los que se encuentran: sustentabilidad de las pensiones, fortalecimiento del sistema nacional de pensiones, rendimientos competitivos, entre otros (CONSAR, 2010). Sin embargo, uno de los retos importantes del SAR, por atender, es promover una mayor diversificación de las carteras de las SIEFORES, que las hagan aún más rentables, ya que en la actualidad, para México, las pensiones son fondeadas, con una cuenta individual que representa recursos disponibles para la inversión en activos financieros. La inversión de los recursos se realiza a través de las SIEFORES, que son las Sociedades de Inversión Especializadas en Fondos para el Retiro, las cuales invierten cierto porcentaje de su portafolio en renta variable nacional e internacional, bajo la regulación de la CONSAR. Esta inversión está delimitada por el tipo de SIEFORE Básica, relacionado con la edad del contribuyente (Herrera, 2011).

Dentro del contexto histórico de las SIEFORES, en 1997 entró en vigor la nueva Ley del Seguro Social, que modifica el sistema pensionario de Reparto del IMSS, por el sistema de contribuciones definidas, a través de cuentas individuales de ahorro para el retiro administradas por una AFORE. Posteriormente en 2002, se

reformó la Ley del SAR para incorporar a las AFORES a los trabajadores que no cotizan a un instituto de seguridad social. En ese mismo año, se establecieron las reglas para regular el riesgo de las inversiones en las SIEFORE basándose en el VaR (Value at Risk). Después, en 2005, se modificó el régimen de inversión para incluir inversiones en valores extranjeros, buscando mayores rendimientos y seguridad en el ahorro, y en este mismo contexto histórico de las pensiones en México, en 2007 entró en vigor la nueva Ley del ISSSTE, y con ella el sistema de cuentas individuales para estos trabajadores; en 2008, se sustituyó la comisión sobre flujo, para dar a lugar a la comisión por saldo. A partir de eso, se creó el Indicador de Rendimiento Neto, que permite comparar a las AFORES por medio de este indicador. En ese año, también aumentaron de 2 a 5 las SIEFORES para invertir los recursos. En 2009 la CONSAR adquirió facultades para aceptar o rechazar las comisiones que cobrarían las AFORES. Posteriormente, en 2014, se realizaron ajustes al régimen de inversión de las AFORES para incluir y favorecer inversiones a mediano y largo plazo. Se estableció también la obligatoriedad de contar con portafolios de referencia, para alinear el horizonte de mediano y largo plazo del ahorro de los trabajadores con el de la inversión de las SIEFORES; también se creó la SIEFORE Básica Especializada (SB0), para proteger a los ahorradores más cercanos al retiro de posibles fluctuaciones de corto plazo en los mercados (CONSAR, 2014). A partir de diciembre de 2019, el esquema mudó a uno llamado “SIEFORES generacionales”, en el que ya no hay 5 SIEFORES, sino 10, asignando los recursos de cada trabajador a la SIEFORE asociada a su fecha de nacimiento, y se mantendrá en ésta durante toda la vida laboral de la persona. La desventaja que presenta el sistema actual es que, al pasar de una SIEFORE a otra cada determinado número de años, se reduce también el tiempo en que la cuenta de un trabajador participa en un mecanismo de inversión. Se pretende que, con las SIEFORES generacionales, se tenga la oportunidad de generar mayores rendimientos en ciertas inversiones, especialmente aquellas que requieren de un tiempo de maduración más alto, como inversiones en obras de ingeniería e

infraestructura (CONDUSEF, 2019). En la Tabla 2.4, se puede observar el régimen actual de SIEFORES generacionales.

Tabla 2.4

SIEFORES generacionales en vigor a partir de Diciembre de 2019.

SIEFORE por Año de Nacimiento	Básica inicial	Básica 90-94	Básica 85-89	Básica 80-84	Básica 75-79	Básica 70-74	Básica 65-69	Básica 60-64	Básica 55-59	Básica de Pensiones
Edad del Trabajador	<25	25-29	30-34	35-39	40-44	45-49	50-54	55-59	60-64	≥65
SIEFORE	Nueva	Nueva	Básica 4	Nueva	Básica 3	Nueva	Nueva	Básica 2	Básica 1	Básica 0

Fuente: CONSAR (2020).

Actualmente existen 10 SIEFORES, las cuales permiten la inversión en distintos instrumentos de riesgo, regulados por la CONSAR. La inversión de las SIEFORES se realiza por etapas de la edad del individuo, de acuerdo a Samuelson (citado en Blake et al., 2001), quien sugería respecto al manejo de fondos de pensiones, la división de fases conforme a la edad del individuo, ya que es racional para los inversionistas con perspectivas de largo plazo, invertir en mayor medida en activos con mayor riesgo durante los primeros años de acumulación en sus fondos de pensiones, y migrar subsecuentemente a bonos, ya que estos son instrumentos de bajo riesgo, adecuados para los últimos años de acumulación antes del retiro.

Un argumento en contra de la consideración de evaluaciones de activos, para incorporarlos a los portafolios de inversión de los fondos de pensiones, se encuentra en Blake, Sarno y Zinha (2016), que sugieren que las demandas de activos de los inversores institucionales, en este caso los fondos de pensiones de México, en ocasiones son motivadas por otros factores diferentes a las evaluaciones de riesgo-retorno. Se considera la validez de este argumento, considerando que, en efecto, podrían existir una amplia gama de factores adyacentes que se toman en cuenta para la incorporación de activos dentro de un portafolio; no obstante, el alcance de esta investigación se limita al análisis cuantitativo de riesgo que se considera para la composición de portafolios de las SIEFORES. Las figuras 2.3-2.8 presentan

gráficas de los porcentajes que cada SIEFORE invierte en cierto tipo de instrumento, respecto a la cartera. Por ejemplo, podemos observar que la SIEFORE Básica 0, para personas con edad cercana al retiro (60 años y más), invierte más en deuda gubernamental (CETES), ya que son activos con un riesgo menor, mientras que la SIEFORE Básica 4 (para menores de 36 años), invierte una mayor proporción de su portafolio en activos con más riesgo que la deuda gubernamental.



Figura 2.3: Proporción de inversiones por instrumento anteriores a Diciembre de 2019 en SIEFORE Básica 0. Fuente: CONSAR (2019).

En esta SIEFORE, la mayor proporción de inversión por activo es la deuda gubernamental, ya que es la que presenta menor riesgo en comparación contra los demás tipos de activos mencionados.

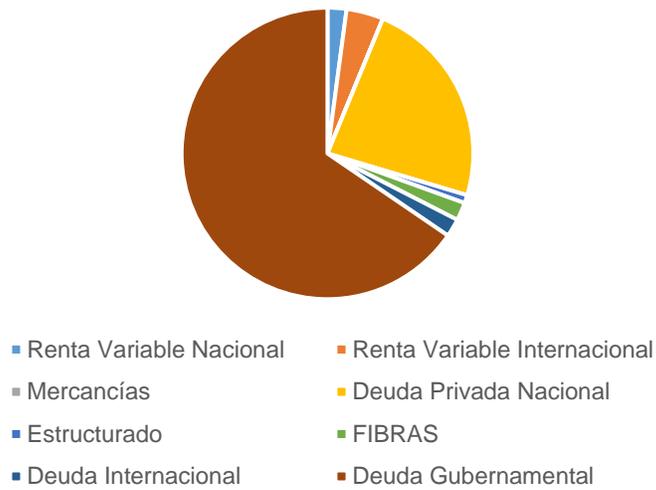


Figura 2.4: Proporción de inversiones por instrumento anteriores a Diciembre de 2019 en SIEFORE Básica 1. Fuente: CONSAR (2019).

En esta SIEFORE, la totalidad de inversión no es en deuda gubernamental, siendo la deuda privada nacional el segundo rubro en el que más se invierte.

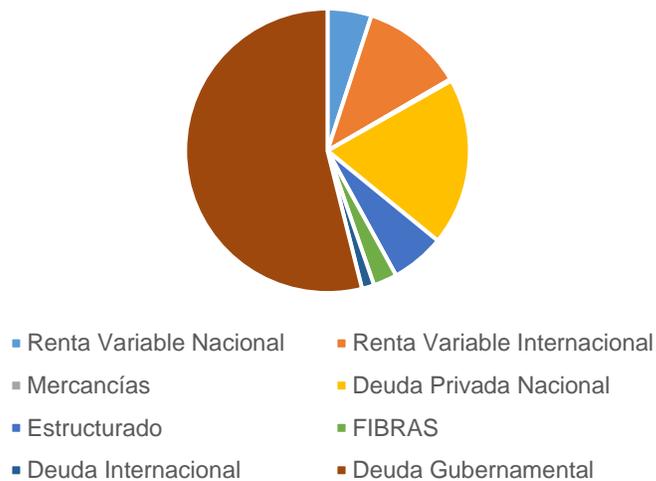


Figura 2.5: Proporción de inversiones por instrumento anteriores a Diciembre de 2019 en SIEFORE Básica 2. Fuente: CONSAR

Lo que caracteriza el esquema de inversión de esta SIEFORE es que casi la mitad de inversión se diversifica en activos distintos de la deuda gubernamental, seguidos de la deuda privada nacional y la renta variable internacional.

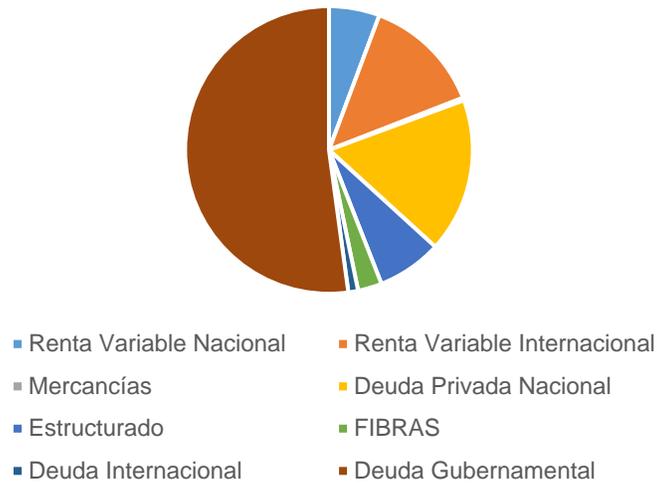


Figura 2.6: Proporción de inversiones por instrumento anteriores a Diciembre de 2019 en SIEFORE Básica 3. Fuente: CONSAR

Lo interesante de mencionar de esta SIEFORE es que gradualmente va creciendo también la proporción de inversión que se destina a los instrumentos estructurados y renta variable nacional.



Figura 2.7: Proporción de inversiones por instrumento anteriores a Diciembre de 2019 en SIEFORE Básica 4. Fuente: CONSAR

En esta SIEFORE, los instrumentos distintos a la deuda gubernamental ahora representan más de la mitad de la inversión.

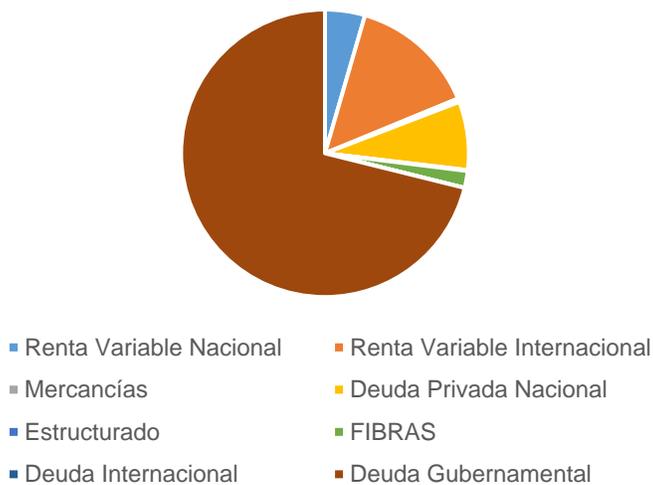


Figura 2.8: Proporción de inversiones por instrumento anteriores a Diciembre de 2019 en SIEFORE Básica Adicional. Fuente: CONSAR (2019).

Es relevante mencionar, a partir de esta figura, que en esta SIEFORE la deuda gubernamental vuelve a tener la mayor participación en destino de la inversión.

3. METODOLOGÍA

3.1 Método

En esta investigación, se pretende calcular, con una metodología cuantitativa y multivariada, en el sentido que estudia múltiples variables empíricas para evaluar un objeto de estudio (el riesgo de los bonos verdes y de las SIEFORES), el VaR y CVaR de las SIEFORES activas anteriores a la restructuración del número de SIEFORES en Diciembre de 2019, para posteriormente compararlo contra el VaR de los rendimientos de un conjunto de bonos verdes con listado internacional para un periodo de 3 años aproximadamente. Esto con la meta de determinar si la inversión en bonos verdes internacionales, con renta variable, que cotizan en bolsa, representa un menor valor en riesgo que el que presentan las SIEFORES. Para el primer objetivo particular, analizar el comportamiento histórico de los rendimientos de los bonos verdes, se realizará una estadística descriptiva, en la que se muestren los retornos esperados de los bonos verdes analizados, así como sus medidas de riesgo, o volatilidades, entendidas como su desviación estándar. Se graficarán sus resultados en una matriz de rendimientos vs riesgos (volatilidades). De esta manera se evaluará el comportamiento histórico que han tenido estos activos.

3.2. Pregunta de investigación

"¿Son los bonos verdes una alternativa de inversión en los fondos de pensiones mexicanos, de acuerdo a su Valor en Riesgo y Valor en Riesgo Condicional?"

3.3. Hipótesis

A partir de la fundamentación teórica expuesta anteriormente, la hipótesis de investigación queda de la siguiente manera:

Los bonos verdes son una alternativa de inversión en los fondos de pensiones mexicanos, de acuerdo a su Valor en Riesgo y Valor en Riesgo Condicional.

3.4 Objetivos

3.4.1. Objetivo General.

Evaluar si los bonos verdes representan una alternativa de inversión en los fondos de pensiones en México, utilizando la metodología VaR, Valor en Riesgo y Valor en Riesgo Condicional.

3.4.2 Objetivos Particulares

- Analizar el comportamiento histórico de los rendimientos de los bonos verdes.
- Comparar el valor de riesgo, VaR, y Valor en Riesgo Condicional, de los bonos verdes contra los rendimientos actuales de las SIEFORES y sus medidas de Valor en Riesgo y Valor en Riesgo Condicional.
- Evaluar, mediante *backtesting*, si los métodos de VaR y CVaR son aplicados de manera correcta y se ajustan correctamente a los datos presentados.
- Proponer un portafolio de inversión que maximice el beneficio y minimice el riesgo, utilizando los resultados encontrados anteriormente, es decir,

solamente si los bonos verdes presentan un menor nivel de riesgo VaR y CVaR que los precios de bolsa de las SIEFORES.

Para lograr el objetivo descrito anteriormente, y contestar la pregunta de investigación, en el siguiente capítulo se describe la metodología a seguir en esta investigación.

3.5 Nexos entre la teoría y la metodología planteada

Para el objetivo de analizar el comportamiento histórico de los rendimientos de los bonos verdes en otros países, se refirió a la teoría de Novethic (2015) quien menciona los bonos verdes representan un vehículo de transición a una economía de menos carbono y una alternativa de inversión, y a la teoría de Kochetygova y Jauhari (2014) que los bonos verdes no comprometen los retornos sobre la inversión. A su vez, para el objetivo de comparar el desempeño financiero, y el valor de riesgo, VaR, de los bonos verdes contra los rendimientos actuales de las SIEFORES y sus medidas de Valor en Riesgo, se refirió a la teoría de diversificación de los fondos de pensiones de Otero (et al., 2018), que menciona que los inversionistas institucionales, como los fondos de pensiones, van modificando la diversificación de sus portafolios en búsqueda de beneficios al incluir inversiones alternativas, incrementando el porcentaje de inversión en instrumentos distintos a las acciones.

Este objetivo también utilizó la teoría de Gaivoronski y Pflug (2005) de considerar el VaR como medidor del desempeño financiero de un activo, y la teoría de Herrera (2011) del uso de VaR como la medida o metodología más conveniente para medir el riesgo de las SIEFORES, y para la aplicación del método del VaR, se refirió a la teoría de VaR con métodos de simulación histórica, simulación Montecarlo y paramétrico, de Johnson (2001).

Para el tercer objetivo, se refirió a la teoría de Melo y Granados (2011), quienes argumentan la importancia de evaluar el VaR, y CVaR, examinando si cumplen con características esenciales a un modelo correctamente aplicado y cuya bondad de ajuste no lo haga estadísticamente rechazable. Por último, y considerando que el cuarto objetivo particular está sujeto a los resultados encontrados en los objetivos previos y su aplicación, para proponer un portafolio de inversión que maximice el beneficio y minimice el riesgo, se refirió a la teoría de portafolios, de Markowitz (1952, 1959) para este objetivo.

Se retoma el objetivo principal de esta investigación, que consiste en evaluar si los bonos verdes representan una alternativa de inversión en los fondos de pensiones en México, utilizando la metodología VaR, Valor en Riesgo y Valor en Riesgo Condicional. Para esto, se realizará la metodología por etapas, cada etapa ligada a cumplir cada uno de los objetivos particulares, que se retoman a continuación:

Objetivos Particulares.

- Analizar el comportamiento histórico de los rendimientos de los bonos verdes.
- Comparar el valor de riesgo, VaR, y Valor en Riesgo Condicional, de los bonos verdes contra los rendimientos actuales de las SIEFORES y sus medidas de Valor en Riesgo y Valor en Riesgo Condicional.
- Evaluar, mediante *backtesting*, si los métodos de VaR y CVaR son aplicados de manera correcta y se ajustan correctamente a los datos presentados.

- Proponer un portafolio de inversión que maximice el beneficio y minimice el riesgo, utilizando los resultados encontrados anteriormente, es decir, solamente si los bonos verdes presentan un menor nivel de riesgo VaR y CVaR que los precios de bolsa de las SIEFORES.

3.6. Variables empíricas

Para analizar los datos de bonos verdes, se realizó una matriz de vectores, la cual contiene los precios diarios de cotización de 8 bonos verdes internacionales que cotizan en distintas bolsas de valores en el mundo, y los precios de bolsa, registrados en la bolsa mexicana de valores, de las SIEFORES, con un periodo aproximado de 3.8 años. La información relevante de los bonos verdes, que se tomaron en cuenta como variable empírica, se muestra en la Tabla 3.1.

Tabla 3.1

Información de los bonos verdes analizados empíricamente.

Clave del bono	Administrador	Dónde se lista	Fechas de análisis de registro histórico	Fuente donde se encontraron los precios históricos
GRNB	Van Eck Associates	NYSE Arca	06/Marzo/2017 a 04/Octubre/2019	nyse.com/quote/ARCX:GRNB
GRNBF	Greenbank Capital Inc.	NASDAQ	15/Enero/2014 a 04/Octubre/2019	nasdaq.com/market-activity/stocks/grnbf/historical
MGGYX	Natixis Mirova Global Green Bond Fund	U.S.: NASDAQ	28/Febrero/2017 a 03/Octubre/2019	marketwatch.com/investing/fund/mggyx?mod=MW_story_quote
CGAFX	Calvert Green Bond Fund	US NASDAQ GM	1/Noviembre/2013 a 07/Octubre/2019	finance.yahoo.com/quote/CGAFX/history
BGRN	iShares Global Green Bond ETF	Bloomberg Barclays MSCI Global Green Bond Select	27/Noviembre/2018 a 09/Octubre/2019	marketwatch.com/investing/fund/bgrn
CLIM.PA	Lyxor Green Bond UCITS ETF	Solactive Green Bond EUR USD IG Index	22/Marzo/2017 a 07/Octubre/2019	lyxoretf.es/es/instit/products/fixed-income-etf/lyxor-green-bond-drucits-etf-acc

TGROX	TIAA-CREF Green Bond Fund Retail Class	NASDAQ	16/Noviembre/2018 a 04/Octubre/2019	morningstar.com/funds/xnas/tgrox/ quote
UCITS	UCITS ETF - UC MSCI European Green Bond	Bloomberg Barclays	04/Diciembre/2018 a 04/Octubre/2019	structuredinvest.lu/de/en/productpage.html/LU1899270539

Fuente: elaboración propia a partir de los datos encontrados en las fuentes mencionadas en la tabla.

Estos precios tuvieron un tratamiento, ya que los datos de precios originales, en la información de bonos verdes, presentaban falta de cifras en algunos días, debido probablemente a que en tales días no hubo transacciones. Para solucionar este problema, y por simplicidad únicamente, se repitió el mismo valor del día anterior en los días donde no hubo registro de información. Por otro lado, la información respecto a los precios de bolsa de las SIEFORES evaluados en este estudio se presentan en la Tabla 3.2:

Tabla 3.2

Información de los precios de bolsa de SIEFORES.

SIEFORES	Fechas de análisis de registro histórico
SIEFORE BÁSICA 0	10/Diciembre/2015 a 04/Octubre/2019
SIEFORE BÁSICA 1	10/Diciembre/2015 a 04/Octubre/2019
SIEFORE BÁSICA 2	10/Diciembre/2015 a 04/Octubre/2019
SIEFORE BÁSICA 3	10/Diciembre/2015 a 04/Octubre/2019
SIEFORE BÁSICA 4	10/Diciembre/2015 a 04/Octubre/2019
SIEFORE BÁSICA 5	Precios de bolsa no disponibles para tales fechas.

Fuente: elaboración propia a partir de los datos encontrados en CONSAR (2020).

Mientras que la Tabla 3.3 enlista las AFORES a evaluar, ya que son comunes a cada SIEFORE:

Tabla 3.3
AFORES analizadas que son comunes a cada SIEFORE.

AFORES comunes a cada SIEFORE
Azteca
Citibanamex
Coppel
Inbursa
Invercap
Metlife*
PensionISSSTE
Principal
Profuturo GNP
SURA
XXI Banorte

Fuente: elaboración propia a partir de los datos encontrados en CONSAR (2020).

*los datos para la Afore 'METLIFE' solo están disponibles del 10/Diciembre/2015 al 4/Mayo/2018 para todas las SIEFORES excepto la SB 5.

3.7. Aplicación de las funciones del VaR a las variables empíricas

Para cumplir el segundo objetivo particular, que se refiere a comparar el valor de riesgo, (VaR), y Valor en Riesgo Condicional, de los rendimientos de bonos verdes contra los rendimientos actuales de las SIEFORES y sus medidas de Valor en

Riesgo y Valor en Riesgo Condicional, se efectuarán los cálculos en las ecuaciones (5), (6) y (7), correspondientes al VaR en las tres técnicas descritas anteriormente en la sección 3.3 *Modelos de VaR (Value at Risk)*, simulación histórica, paramétrica y simulación Montecarlo, respectivamente.

$$VaR_{HS}^{95\%} = PE(\{L_S\}_{S=1,\dots,t}, 95\%) \quad (5)$$

Donde

$VaR_{HS}^{95\%}$: Valor en riesgo con simulación histórica a un nivel de confianza 95%.

PE: cuantil de la distribución empírica asociado al 95% de los retornos.

L_S : Retornos de cada vector de bonos verdes, o de precios de bolsa de SIEFORES, con t siendo el último retorno registrado.

$$VaR_{PAR}^{95\%} = E - (\sigma \times z) \quad (6)$$

Donde

$VaR_{PAR}^{95\%}$: Valor en riesgo paramétrico a un nivel de confianza 95%.

E: Promedio histórico diario del vector de retornos de cada bono verde, o de precios de bolsa de SIEFORES.

σ : Desviación estándar del vector de retornos de cada bono verde, o de precios de bolsa de SIEFORES

z: Estadístico z asociado a la probabilidad 95% en una distribución normal. Se obtiene de una distribución normal con media E, y desviación estándar σ .

$$VaR_{MC}^{95\%} = PE(\{L_S\}_{S=1,\dots,t}, 95\%) \quad (7)$$

Donde

$VaR_{MC}^{95\%}$: Valor en riesgo con simulación Montecarlo a un nivel de confianza del 95%.

PE: cuantil asociado al 95% de la distribución del vector de retornos simulados de cada bono verde, o de precios de bolsa de SIEFORES.

L_S : Vector de 1,000 retornos simulados de cada bono verde, o de precios de bolsa de SIEFORES. La técnica de simulación consiste en la generación de números aleatorios con la media y la desviación estándar de los retornos reales.

El ejercicio de simulación y cálculo del VaR que se realizó para las ecuaciones (5), (6) y (7), se realizó también a un nivel de confianza del 99%. Mientras que las ecuaciones (12), (13) y (14) describen los cálculos para el VaR Condicional para las mismas tres técnicas descritas, de simulación histórica, simulación Montecarlo y paramétrica, respectivamente.

$$CVaR_{HS}^{95\%} = \frac{1}{(1-95\%)t} \sum_{s=1}^t L_S \times \mathbf{1}(L_S > VaR_{HS}^{95\%}) \quad (12)$$

Donde

$CVaR_{HS}^{95\%}$: Valor en riesgo condicional con simulación histórica, en el nivel de confianza 95%.

t : Número de retornos en cada vector del bono verde, o de precios de bolsa de SIEFORES.

L_S : Vector de retornos de cada bono verde, o de precios de bolsa de SIEFORES.

$\mathbf{1}$: representa una función indicadora que toma el valor de uno cuando se satisface la condición entre paréntesis (en este caso, que el retorno sea mayor al VaR al 95%) y cero en caso contrario.

$$CVaR_{MC}^{95\%} = \frac{1}{(1-95\%)t} \sum_{s=1}^t L_S \times \mathbf{1}(L_S > VaR_{MC}^{95\%}) \quad (13)$$

Donde

$CVaR_{MC}^{95\%}$: Valor en riesgo condicional con simulación Montecarlo, en el nivel de confianza 95%.

t : Número de retornos de cada bono verde, o de precios de bolsa de SIEFORES.

L_S : Vector de retornos de cada bono verde, o de precios de bolsa de SIEFORES.

$\mathbf{1}$: representa una función indicadora que toma el valor de uno cuando se satisface la condición entre paréntesis y cero en caso contrario (en este caso, que el retorno sea mayor al VaR al 95%).

La diferencia con el de simulación histórica es la simulación de retornos de donde se obtiene el VaR y CVaR. En este caso, 1,000 retornos simulados por cada bono verde, o de precios de bolsa de SIEFORES. La técnica de simulación consiste en la generación de números aleatorios con la media y la desviación estándar de los retornos reales.

$$CVaR_{PAR}^{95\%} = -(E + (\sigma \times Z)) \quad (14)$$

Donde

$CVaR_{PAR}^{95\%}$: Valor en riesgo paramétrico condicional en el nivel de confianza 95%.

E: Promedio del vector de retornos de cada bono verde, o de precios de bolsa de SIEFORES.

σ : Desviación estándar del vector de retornos de cada bono verde, o de precios de bolsa de SIEFORES.

Z: Estadístico de densidad de probabilidad en una distribución normal con media 0 y desviación estándar 1 en el vector de retornos: $\frac{1}{95\%} \times \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}Z}$

Como podemos observar, las ecuaciones (5) a la (7) y (12) a la (14), se utilizan tanto para los precios de bolsa históricos de todas las SIEFORES y AFORES, mencionados en la sección 7.3 *Variables Empíricas*, como para los bonos verdes. Con la intención de evaluar las medidas de riesgo de los bonos verdes frente a las SIEFORES, se compararán los valores de VaR y CVaR que presentan los rendimientos de los bonos verdes contra los rendimientos de los precios históricos de bolsa de las SIEFORES. Para efectuar el cálculo del VaR de todos los vectores, bonos verdes, y precios históricos de bolsa de las SIEFORES, se consideran los rendimientos históricos diarios a una misma fecha, con un corte de 3.8 años aproximadamente, para las fechas de 10 de Diciembre de 2015 al 4 de Octubre de 2019. El VaR, para la CONSAR, representa “la minusvalía que puedan tener los activos netos de una Sociedad de Inversión, dado un nivel determinado de confianza, en un periodo determinado” (CONSAR, 2010). El primer paso para el cálculo del VaR es determinar dos parámetros: el horizonte de tiempo, y el nivel de confianza expresado como porcentaje. En este estudio se considera el horizonte de tiempo de un día. Asimismo, la selección del nivel de confianza depende también del uso del VaR para el caso específico. Típicamente se utiliza un 95%, pero en el caso de la CONSAR, el nivel de confianza debe ser alto, de 99% (Benninga, 2000). Se utilizarán ambos niveles de confianza en este estudio. El VaR responde a la

pregunta, a un cierto nivel de confianza, ¿cuánto es lo mínimo que se puede obtener de rendimiento diario del valor de un bono verde, y del precio de bolsa de cada SIEFORE, en términos porcentuales? Esta interrogante equivaldría a determinar el percentil más bajo de la distribución de las posibles pérdidas (asumiendo que el rendimiento será negativo) que pueden ocurrir durante un periodo de tiempo específico (Herrera, 2011). Así mismo, se calculará el CVaR, o VaR Condicional, que es una medida más completa, ya que indica el promedio de pérdidas que tendría cada vector en los mismos niveles de confianza.

Los rendimientos se obtienen usando la fórmula (2) como:

$$y = \frac{v_1 - v_2}{v_2} \quad (2)$$

Donde

y: Rendimiento a un día.

v₁: Precio de cotización de cierre del día más reciente en el vector de bonos verdes (o precios de bolsa).

v₂: Precio de cotización de cierre del día anterior en el vector de bonos verdes (o precios de bolsa).

Para cumplir el tercer objetivo particular, que es evaluar, mediante *backtesting*, si los métodos de VaR y CVaR son aplicados de manera correcta y se ajustan correctamente a los datos presentados, se efectuarán los cálculos mencionados en la ecuaciones (17) para la prueba de cubrimiento incondicional, y (20) para la prueba de independencia de los excesos, del marco teórico, en la sección 3.3.2 *Backtesting VaR*, para VaR, y las ecuaciones (26) y (28), de la sección 3.3.3 *Backtesting CVaR*, para evaluar el VaR Condicional, tanto para bonos verdes, como para los precios de bolsa de las SIEFORES, en las tres técnicas mencionadas anteriormente, simulación histórica, paramétrica y simulación Montecarlo.

$$LR_{uc} = -2\ln\left(\frac{p^x(1-p)^{m-x}}{\tilde{p}^x(1-\tilde{p})^{m-x}}\right) \quad (17)$$

Donde:

LR_{uc} : Razón de verosimilitud de cubrimiento incondicional (*Likelihood ratio of unconditional covering*).

x : número de excepciones. Una excepción es cualquier rendimiento (negativo) que sea igual o supere el nivel de VaR, tanto en bonos verdes, como en AFORES.

m : número de observaciones incluidas. En este caso, número de rendimientos en el vector, tanto de bonos verdes como de AFORES.

$$\tilde{p}: \frac{x}{m}$$

La hipótesis nula de esta prueba es $H_0: p = 1 - \alpha$ siendo α el nivel de significancia $\alpha=5\%$. La prueba indica si efectivamente el VaR está especificado correctamente al nivel de confianza utilizado; es decir, si los ‘fallos’ o excepciones no rebasan la cobertura del VaR a cierto nivel de confianza. La distribución asintótica de esta prueba bajo H_0 es Ji-cuadrada con un grado de libertad.

$$LR_{ind} = -2\ln\left(\frac{(1-\pi)^{m_{00}+m_{10}} \pi^{m_{01}+m_{11}}}{(1-\pi_0)^{m_{00}} \pi_0^{m_{01}} (1-\pi_1)^{m_{10}} \pi_1^{m_{11}}}\right) \quad (20)$$

Donde:

LR_{ind} : Razón de verosimilitud de independencia de los excesos (*Likelihood ratio of Independence of failures*).

m : número de observaciones con $m_{00} + m_{01} + m_{10} + m_{11} = m$, siendo m el número total de observaciones dentro del *backtesting*.

En este caso, m es el número de rendimientos en el vector, tanto de bonos verdes como de AFORES.

m_{00} : número de observaciones donde no hay excepción en el día actual ni en el día anterior.

m_{01} : número de observaciones donde sí hay excepción en el día actual, pero no en el día anterior.

m_{10} : número de observaciones donde no hay excepción en el día actual, pero sí en el día anterior.

m_{11} : número de observaciones donde sí hay excepción en el día actual y también en el día anterior.

$$\pi_0 = \frac{m_{01}}{m_{00}+m_{01}}; \pi_1 = \frac{m_{11}}{m_{10}+m_{11}} \text{ y } \pi = \frac{m_{01}+m_{11}}{m_{00}+m_{01}+m_{10}+m_{11}}$$

Lo que se compara son las diferencias entre π_{01} (la probabilidad de que se presente una excepción dado que hoy no ocurrió) y π_{11} (la probabilidad de que mañana el retorno del activo exceda el VaR condicionado a que hoy lo superó).

Si se cumple el supuesto de independencia, se debe cumplir $\pi_{01} = \pi_{11} = \pi$.

Se contrasta la hipótesis nula $H_0: \pi_{01} = \pi_{11}$

Bajo la H_0 , el estadístico LR_{ind} se distribuye asintóticamente Ji-cuadrada con un grado de libertad.

Para evaluar el VaR Condicional, se sigue la propuesta de Emmer et al. (2013), basada en la aproximación de diferentes niveles de VaR, dado que plantean que el CVaR puede ser aproximado con distintos niveles de VaR, de manera que varios niveles de VaR deben ser evaluados en conjunto, de modo que si los niveles, en conjunto pasan la prueba, se puede considerar el VaR Condicional como exacto. Un ejemplo de esta aproximación se muestra en la ecuación (26):

$$CVaR_{95\%}(X) = E[X | X > VaR_{95\%}(X)] \approx \frac{1}{4} [VaR_{0.25(95\%)+0.0075}(X) + VaR_{0.5(95\%)+0.005}(X) + VaR_{0.75(95\%)+0.0025}(X) + VaR_{(95\%)}(X)] \quad (26)$$

Donde

$CVaR_{95\%}(X)$: Valor en riesgo condicional a un nivel de confianza 95% de retornos X.

$VaR_{95\%}(X)$: Valor en riesgo a un nivel de confianza 95% de retornos X.

E: Valor esperado de los retornos de modo que el valor es mayor que el nivel para el cual se establece el Valor en Riesgo de X.

X : el vector que está siendo evaluado, ya sea de bonos verdes o de AFORES.

Un paso necesario para esta evaluación es calcular las probabilidades acumuladas para un número diferente de 'excesos' del VaR para diferentes niveles de VaR, usando la ecuación (28):

$$F(k; n, p) = P(X \leq k) = \sum_{i=0}^k \binom{n}{i} p^i (1-p)^{n-i} \quad (28)$$

Función de distribución acumulativa de una variable binomial para evaluar CVaR.

Donde:

F: Función de distribución acumulativa

n: es el número de retornos en el vector de bonos verdes o AFORES (número de ensayos)

k: número esperado de éxitos (se considera una 'excepción' como un éxito en este cálculo)

p: nivel de probabilidad de éxito en cada ensayo

i: número de éxitos (excepciones, en este caso en un experimento binomial con dos posibles resultados, excepción o no excepción).

X: número de éxitos observados de n ensayos (variable aleatoria discreta).

$P(X \leq k)$: probabilidad que el número observado de X sea, cuando mucho, k . Es decir, se calcula la probabilidad de un número particular de excepciones.

Para esta prueba, se comparan el máximo número de excepciones permitidas para cada nivel, calculadas a partir de la ecuación (28), contra las excepciones realizadas en cada nivel. Si las excepciones realizadas son mayores al máximo número de excepciones permitidas en cualquier nivel, entonces tal nivel no pasaría la prueba y el CVaR se rechazaría, al no pasar la prueba de *backtest*.

3.8. Utilización de los resultados

Una vez realizados todos los cálculos anteriores, se procede a comparar los valores de VaR y de CVaR, en los distintos métodos mencionados, que presentan los 8 bonos verdes estudiados y los precios de bolsa de las SIEFORES por AFORE, para saber si los bonos verdes tienen mayores valores de riesgo que los valores

históricos de los precios de bolsa de las SIEFORES. Esto con la finalidad de cumplir el cuarto objetivo particular, que está sujeto a los resultados de los objetivos anteriores, el cual es proponer un portafolio de inversión que maximice el beneficio y minimice el riesgo, utilizando los resultados encontrados anteriormente. Es decir, solamente si los bonos verdes presentan un menor nivel de riesgo VaR y CVaR que los precios de bolsa de las SIEFORES. De tener los bonos verdes un riesgo mayor, no se recomendaría incluirlos dentro del portafolio de inversión de los fondos de pensiones. Por otro lado, si el resultado indica que los Valores de Riesgo y Valores de Riesgo Condicional de los bonos verdes son menores a los de los precios de bolsa históricos de las SIEFORES, se recomendaría una inclusión de estos bonos dentro de los portafolios de inversión de los fondos de pensiones mexicanos de acuerdo a la Teoría de Portafolios mencionada en el marco teórico, siguiendo la ecuación (1) que describe la ponderación óptima de un activo dentro de un portafolio para maximizar el rendimiento, considerando el riesgo.

$$\text{Max} \{E(R_C) = \sum_{i=1}^n w_i \times E[R_i]\} \quad (1)$$

sujeto a:

$$\sigma_c = \sqrt{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_i w_j \sigma_{ij}}$$

$$\sum_{i=1}^n w_i = 1, \quad w_i \geq 0$$

Donde:

$E(R_C)$: rentabilidad esperada de la cartera SIEFORE Básica.

$E[R_i]$: rentabilidad esperada de bonos verdes.

w_i : ponderación del activo i (bonos verdes) en la cartera SIEFORES.

σ_c : desviación estándar de la cartera SIEFORE Básica.

σ_{ij} : covarianza de activos i, j (i : bonos verdes, j : demás activos que componen la cartera de las SIEFORES).

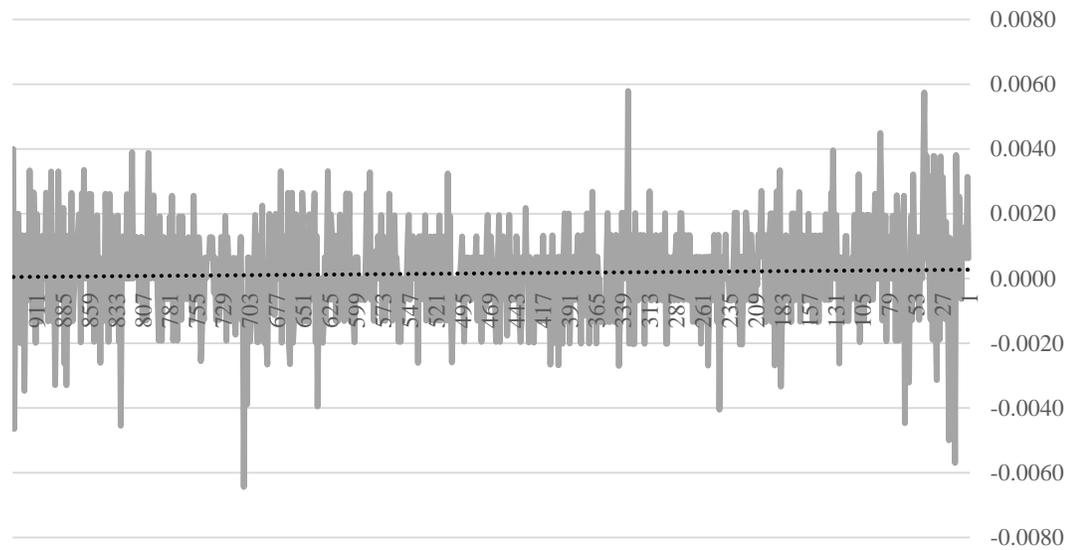
En el capítulo siguiente se exponen los resultados de la aplicación de las funciones descritas a las variables empíricas evaluadas en esta investigación. Cabe mencionar que para realizar todos los calculados mencionados anteriormente, en esta investigación, el software que se utilizó fue Microsoft Excel versión 2013. Los resultados indicarán si se sugiere recomendar la inclusión de los bonos verdes dentro del portafolio de inversión de las SIEFORES, o no incluirse, debido a un posible mayor riesgo (VaR y CVaR) registrado de los bonos verdes frente al de los precios de bolsa de las SIEFORES.

4. RESULTADOS

Retomando el primer objetivo particular, que es analizar el comportamiento histórico de los rendimientos de los bonos verdes, los resultados indican que los bonos verdes, en general, presentan una tendencia a la alza. En conjunto, los bonos verdes presentan una tendencia a aumentar los retornos esperados a lo largo del tiempo. A su vez, la tendencia individual de cada bono verde es, en su mayoría, a la alza, con cuatro excepciones, tres de tendencia negativa y una con tendencia plana a lo largo del tiempo. Esto, *a priori*, podría ser engañoso, indicando que la generalidad de los bonos verdes es una tendencia de rendimientos a la alza, presuponiendo que eso los convierte en una alternativa deseable para incluir en dentro del portafolio de inversión de las SIEFORES. No obstante, es importante recordar que el objetivo principal de este análisis es examinar a los bonos verdes de acuerdo a su riesgo, medido por el VaR y CVaR, y no solamente considerando si sus rendimientos tienden a ir a la alza con el paso del tiempo o no. Ello debido a que los resultados son independientes, ya que pueden, en efecto, tener una tendencia de aumentar los rendimientos, pero eso no dice mucho al respecto de su volatilidad. Para ello es necesario recurrir al análisis de su estadística descriptiva. Las tendencias anteriormente descritas se pueden observar en las figuras 4.1 a la 4.9.

Figura 4.1

Tendencia de rendimientos a lo largo del tiempo de bono verde CGAFX.

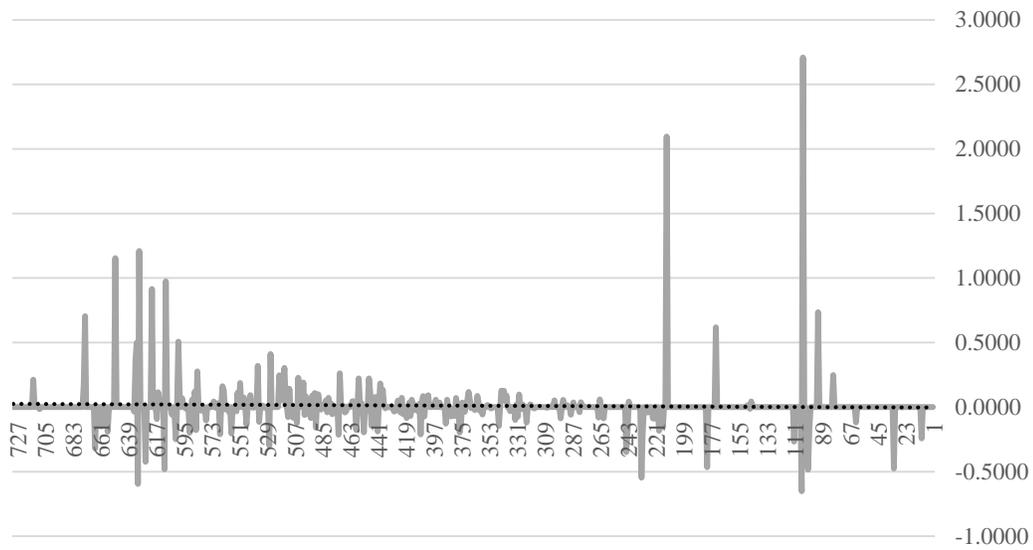


Fuente: elaboración propia a partir de los datos encontrados en fuentes diversas especificadas en la Tabla 3.1.

La tendencia de este bono es ligeramente positiva, con tendencia a incrementar sus rendimientos a lo largo del tiempo.

Figura 4.2

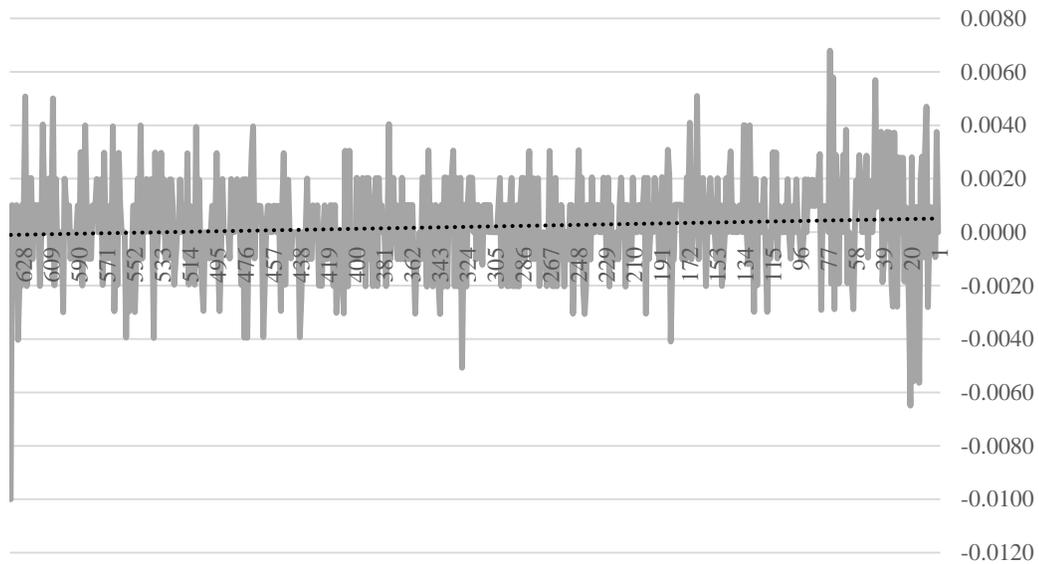
Tendencia de rendimientos a lo largo del tiempo de bono verde GRNBF.



Fuente: elaboración propia a partir de los datos encontrados en fuentes diversas especificadas en la Tabla 3.1.

Figura 4.3

Tendencia de rendimientos a lo largo del tiempo de bono verde MGGYX.

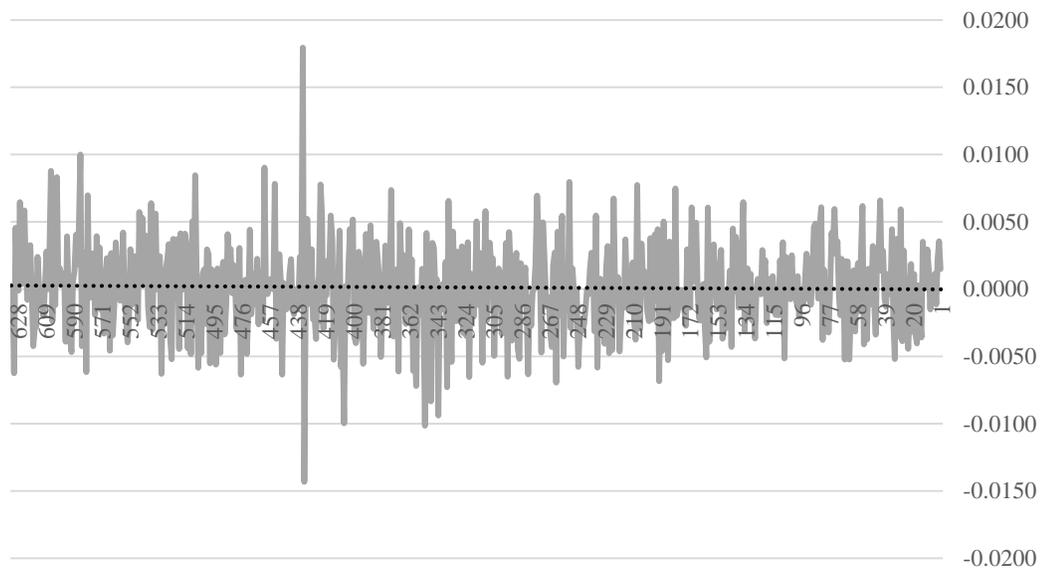


Fuente: elaboración propia a partir de los datos encontrados en fuentes diversas especificadas en la Tabla 3.1.

La tendencia del bono GRNBF presenta una ligera tendencia decreciente de sus rendimientos a lo largo del tiempo; mientras que el bono verde MGGYX presenta una marcada tendencia a incrementar sus rendimientos con el tiempo.

Figura 4.4

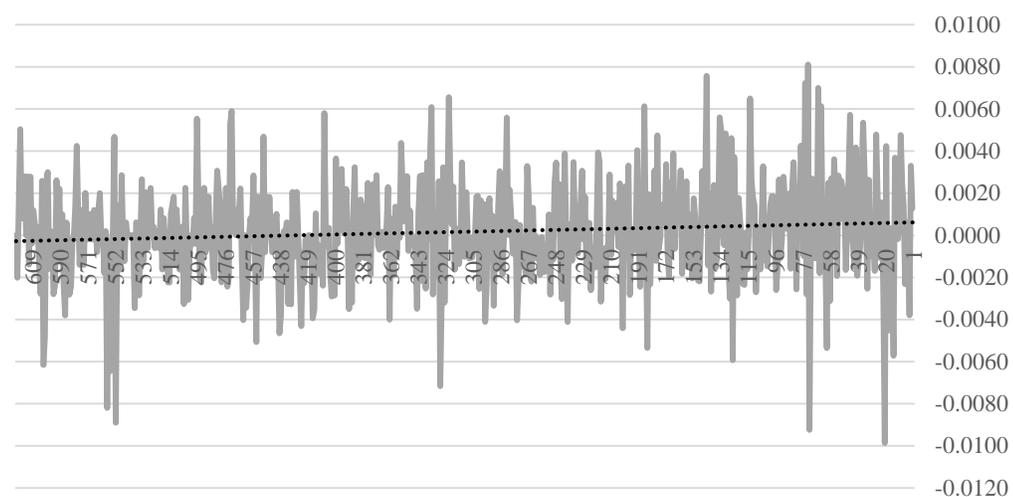
Tendencia de rendimientos a lo largo del tiempo de bono verde GRNB.



Fuente: elaboración propia a partir de los datos encontrados en fuentes diversas especificadas en la Tabla 3.1.

Figura 4.5

Tendencia de rendimientos a lo largo del tiempo de bono verde CLIM.PA.

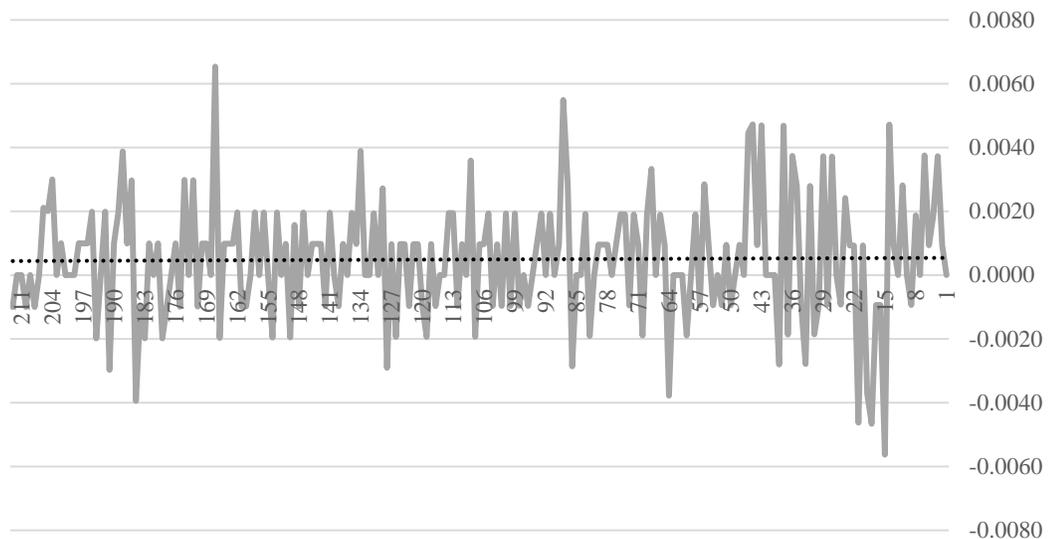


Fuente: elaboración propia a partir de los datos encontrados en fuentes diversas especificadas en la Tabla 3.1.

Como se puede apreciar, la figura 4.4 muestra que el bono verde GRNB muestra una tendencia, sino plana, muy ligeramente con tendencia negativa, mientras que el bono CLIM.PA presenta una marcada tendencia positiva, incrementando sus rendimientos a lo largo del tiempo.

Figura 4.6

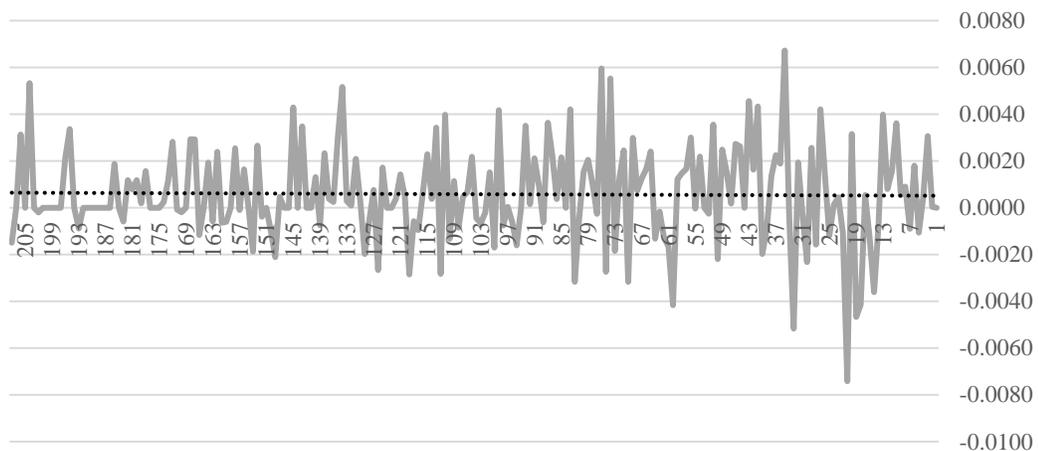
Tendencia de rendimientos a lo largo del tiempo de bono verde TGROX.



Fuente: elaboración propia a partir de los datos encontrados en fuentes diversas especificadas en la Tabla 3.1.

Figura 4.7

Tendencia de rendimientos a lo largo del tiempo de bono verde BGRN.

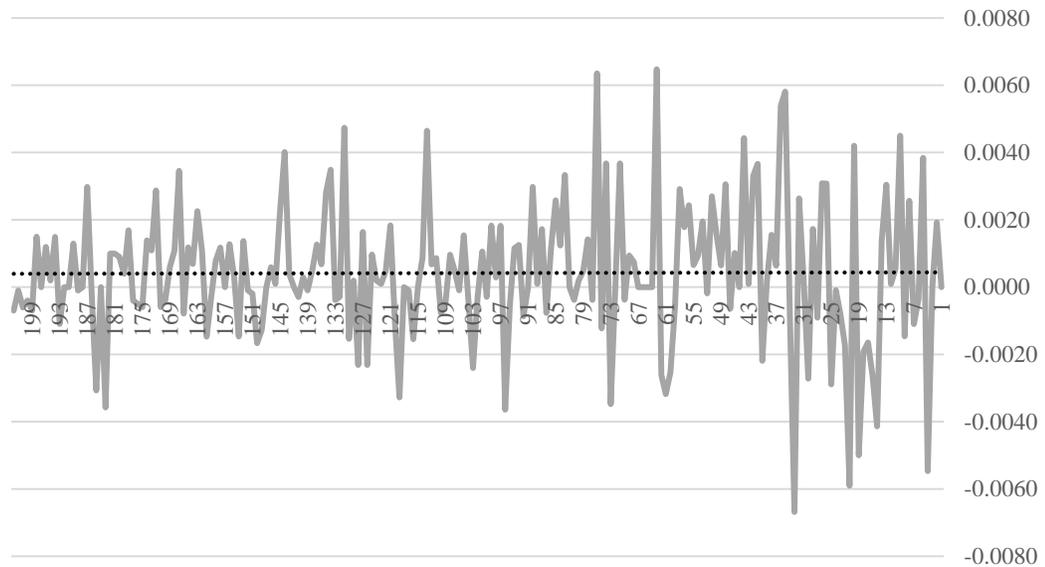


Fuente: elaboración propia a partir de los datos encontrados en fuentes diversas especificadas en la Tabla 3.1.

El bono verde TGROX tiene una tendencia plana, y acaso ligeramente positiva a lo largo del tiempo, mientras que el bono verde BGRN también presenta una tendencia plana, o inclusive muy ligeramente negativa.

Figura 4.8

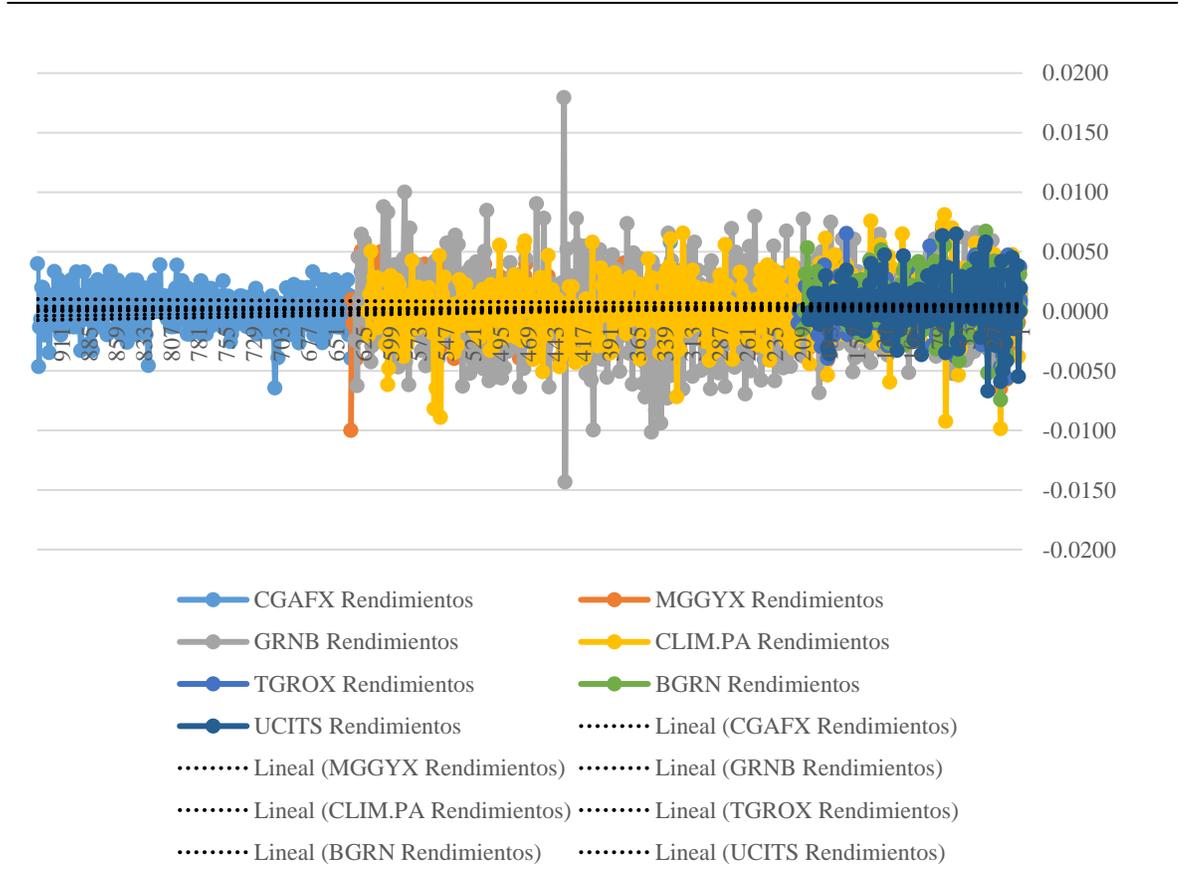
Tendencia de rendimientos a lo largo del tiempo de bono verde UCITS.



Fuente: elaboración propia a partir de los datos encontrados en fuentes diversas especificadas en la Tabla 3.1.

Figura 4.9

Tendencia de rendimientos a lo largo del tiempo de bonos verdes, exceptuando el bono verde GRNBF.



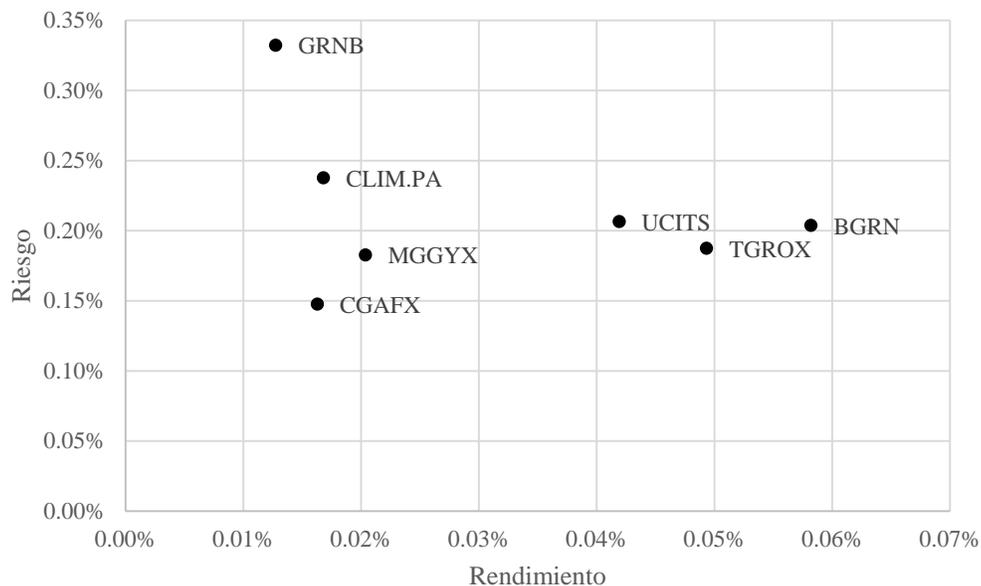
Fuente: elaboración propia a partir de los datos encontrados en fuentes diversas para bonos verdes, especificadas en la Tabla 3.1. El bono verde GRNBF se omitió debido a que, al presentar una volatilidad mucho mayor que los otros bonos verdes, no permite apreciar correctamente la tendencia de estos activos en conjunto.

La figura 4.9 condensa la tendencia de todos los bonos verdes evaluados, con excepción de GRNBF, mostrando que, en general, los bonos verdes presentan una tendencia a aumentar los rendimientos a lo largo del tiempo, como se puede apreciar por la tendencia ligeramente positiva del agregado de los bonos.

Respecto a la estadística descriptiva, los bonos verdes, en promedio, tienen un riesgo mayor (desviación estándar promedio, 2.43%) que su rendimiento esperado promedio (0.16%). Es decir, intrínsecamente representan un riesgo mayor que el posible beneficio que pudieran otorgar, lo que se confirma al trazar las medidas de riesgo esperado contra beneficio esperado en una gráfica. Es importante mencionar que no todos los bonos verdes tienen la misma cantidad de datos, debido a que no todos tienen registros históricos para las mismas fechas, ello en virtud que algunos tienen más tiempo cotizando que otros. La dispersión de riesgo contra rendimiento esperado de bonos verdes, se puede observar en la figura 4.10.

Figura 4.10

Dispersión de riesgo contra rendimiento esperado de bonos verdes (sin GRNBF).



Fuente: elaboración propia a partir de los datos encontrados en fuentes diversas para bonos verdes, especificadas en la tabla 3. El bono verde GRNBF se omitió debido a que, al presentar una volatilidad mucho mayor que los otros bonos verdes, no permite apreciar correctamente la dispersión de estos activos en una gráfica.

En esta figura, lo que se puede observar es que el riesgo de los bonos verdes se encuentra por encima del posible rendimiento que pudieran otorgar, siendo el bono verde GRNB el que presenta mayor riesgo de entre todos los bonos verdes evaluados, con el menor rendimiento esperado, también.

Hablando del segundo objetivo particular, que se refiere a comparar el valor de riesgo, VaR, y Valor en Riesgo Condicional, de los bonos verdes contra el Valor en Riesgo y Valor en Riesgo Condicional de las SIEFORES, los resultados indican que los bonos verdes presentan un riesgo (VaR y CVaR), en promedio, mayor que el de las SIEFORES. Este hallazgo se cumple para las tres técnicas que se utilizaron, simulación histórica, paramétrica y simulación Montecarlo, a los dos niveles de confianza utilizados, tanto al 95% como al 99%. Los resultados se muestran en las tablas 4.1 y 4.2.

Tabla 4.1

Resultados de la aplicación de VaR

Valor en Riesgo	Bonos verdes	Pensiones
Simulación histórica 95%	1.99%	0.26%
Paramétrico 95%	3.84%	0.29%
Simulación Montecarlo 95%	3.63%	0.43%
Simulación histórica 99%	6.13%	0.53%
Paramétrico 99%	5.49%	0.42%
Simulación Montecarlo 99%	5.16%	0.63%

Fuente: elaboración propia a partir de los datos encontrados en CONSAR (2020) para pensiones y fuentes diversas para bonos verdes.

Tabla 4.2

Resultados de la aplicación de CVaR

Valor en Riesgo Condicional	Bonos	
	verdes	Pensiones
Simulación histórica 95%	3.81%	0.44%
Paramétrico 95%	4.85%	0.56%
Simulación Montecarlo 95%	4.60%	0.55%
Simulación histórica 99%	7.19%	0.81%
Paramétrico 99%	6.32%	0.73%
Simulación Montecarlo 99%	5.83%	0.70%

Fuente: elaboración propia a partir de los datos encontrados en CONSAR (2020) para pensiones y fuentes diversas para bonos verdes.

Los resultados mostrados en la Tabla 4.1 se obtuvieron de las ecuaciones (5), (6) y (7), mientras que los de la Tabla 4.2 se obtuvieron de las ecuaciones (12), (13) y (14). Con los cálculos anteriores se logró mostrar que los bonos verdes, al tener un riesgo mayor que el de las SIEFORES, representado por un porcentaje mayor de Valor en Riesgo y Valor en Riesgo Condicional, no es un tipo de activo apto para formar parte de la cartera de inversión de los fondos de pensiones mexicanos. Esta conclusión contrasta directamente con la teoría de Kochetygova y Jauhari (2014), en el sentido que mencionan que los bonos verdes son un activo que no comprometen los retornos sobre la inversión. Los resultados de la investigación empírica sugieren, de hecho, lo contrario, los bonos verdes no representan una alternativa de inversión y sí podrían comprometer los recursos financieros de una cartera de inversión que se maneja en niveles de riesgo (VaR) menores, en promedio, a los que los bonos verdes presentan. Es importante mencionar que hay un bono verde, GRNBF, que presenta una mayor volatilidad que cualquiera de los otros 7 bonos verdes, lo que añade un riesgo importante al promedio de riesgo VaR y CVaR de estos bonos. Podría aportar a la discusión de los resultados mencionarlo, ya que podría ser un ejercicio importante medir los valores de riesgo sin tal bono. Sin embargo, por el momento se consideró adecuado no eliminarlo del análisis, debido a que forma parte de la realidad de este mercado, acentuando una de las

características que justamente se buscaba medir en este estudio, la alta volatilidad y riesgo de este tipo de activos.

Respecto al tercer objetivo particular, que consiste en evaluar, mediante *backtesting*, si los métodos de VaR y CVaR son aplicados de manera correcta y se ajustan correctamente a los datos presentados. La primera prueba realizada fue la prueba de Kupiec, en la ecuación (17), cuya versión estándar es un test de proporción de fallas que evalúa la propiedad de cubrimiento incondicional. Para simulación histórica, todas las medidas de VaR para los bonos verdes y para las SIEFORES pasan esta prueba satisfactoriamente. Es decir, efectivamente el número de fallos, o excepciones, que significa cualquier valor más bajo que el VaR, corresponde a la proporción que se espera bajo los niveles de confianza definidos, 95% y 99%, en este caso.

Para la técnica paramétrica, no obstante, los resultados no son los mismos:

- 1) Para los bonos verdes, dos bonos verdes no pasan esta prueba al nivel de confianza de 95%, pero sí al de 99%;
- 2) mientras que para las SIEFORES, algunos vectores fallan para el 95% y aprueban al nivel de confianza de 99%, o viceversa, aprueban para el 95% y fallan al de 99%, e inclusive algunos fallan para ambos niveles.
- 3) En total 44 vectores fallan esta prueba en las SIEFORES, lo que en última instancia indica que el VaR, con la técnica paramétrica para el conjunto de datos analizado, no está especificado correctamente, ni se ajusta a los datos. No obstante, este resultado no es del todo negativo, debido a que la técnica paramétrica asume que los retornos sigan una distribución normal con media 0 y desviación estándar 1, lo cual no necesariamente es el caso de los retornos en los vectores analizados.

Para la técnica de simulación Montecarlo, los resultados indican que todos los vectores de bonos verdes y SIEFORES, para ambos niveles de confianza, pasan la

prueba de Kupiec, mostrada en la ecuación (17), lo que indica que cumplen con la característica de cubrimiento incondicional. Es decir, el cálculo del VaR está correctamente especificado para el conjunto de datos utilizado con esta técnica y cubre la proporción de fallas que se supone que cubra bajo ambos niveles de confianza, 95% y 99%. Los resultados de esta prueba se muestran en la tabla 4.3.

Tabla 4.3
Resultados de Prueba de Kupiec para VaR

Técnica utilizada	Bonos verdes	Precios de bolsa de SIEFORES
Simulación Histórica		
Vectores aprobados/total	16/16	110/110
Vectores no aprobados/total	0/16	0/110
Paramétrico		
Vectores aprobados/total	14/16	66/110
Vectores no aprobados/total	02/16	44/110
Simulación Montecarlo		
Vectores aprobados/total	16/16	110/110
Vectores no aprobados/total	0/16	0/110

Fuente: elaboración propia a partir de los datos encontrados en CONSAR (2020) para pensiones y fuentes diversas para bonos verdes.

A su vez, se realizó la prueba de Christoffersen, mostrada en la ecuación (20), para evaluar la independencia de los ‘fallos’, es decir, que el hecho de que ocurra un fallo o ‘excepción’ no dependa del hecho que el día anterior se produjo también un fallo. Es una característica que un VaR correctamente implementado debería cumplir. Los resultados indican que, para la técnica de simulación histórica, los bonos verdes, en general, pasan la prueba, con 15 vectores aprobados y un solo fallo, de un total de 16 mediciones. Lo anterior indica que un bono verde no pasó la prueba de independencia de fallos de VaR al nivel de confianza al 95%, pero sí la pasó al nivel de VaR 99%, lo que indica que para un vector, no hubo evidencia suficiente para rechazar la hipótesis que no hubo independencia de los fallos.

- 1) En simulación histórica, para las SIEFORES solamente hubo 59 vectores que aprobaron y 51 fallas, de 110 vectores analizados. Esto muestra, que, en general, para las SIEFORES, en el VaR con técnica de simulación histórica, no cuentan con la característica de independencia de fallos, lo que reta directamente la fiabilidad del ajuste de dicha técnica del modelo VaR a los datos presentados.
- 2) Para la técnica paramétrica, los bonos verdes en su totalidad aprueban la evaluación de independencia de fallos, mientras que las SIEFORES, en general, tampoco pasan esta evaluación. En general, al contar con 64 vectores aprobados y 46 vectores que no pasaron la evaluación, lo que deja entrevisto que, la técnica VaR paramétrica, para las SIEFORES, tampoco cumple, en general, con la característica de independencia de fallos.
- 3) Para la técnica Montecarlo, los bonos verdes aprueban en su totalidad esta prueba, y las SIEFORES, en general, aprueban también esta evaluación, al contar con 105 vectores aprobados, y solamente 5 fallas, y los 5 vectores que no pasaron la prueba son evaluaciones del VaR de algunas AFORES al VaR con un nivel de confianza de 99% que sí pasaron la prueba al VaR con un nivel de confianza de 95%.

De las tres técnicas utilizadas, la técnica Montecarlo fue la que obtuvo mejores resultados en la prueba de Christoffersen, lo que indica que cumple con la característica de independencia de fallos mejor que la de simulación histórica y paramétrica. Los resultados de esta prueba se pueden observar en la tabla 4.4, obtenidos a partir de la ecuación (20).

Tabla 4.4

Resultados de Prueba de Christoffersen para VaR

Técnica utilizada	Bonos verdes	Precios de bolsa de SIEFORES
Simulación Histórica		
Vectores aprobados/total	15/16	59/110
Vectores no aprobados/total	01/16	51/110
Paramétrico		
Vectores aprobados/total	16/16	64/110
Vectores no aprobados/total	0/16	46/110
Simulación Montecarlo		
Vectores aprobados/total	16/16	105/110
Vectores no aprobados/total	0/16	5/110

Fuente: elaboración propia a partir de los datos encontrados en CONSAR (2020) para pensiones y fuentes diversas para bonos verdes.

También se evaluó el VaR Condicional, aunque no de una manera directa. Es decir, no se evaluó como tal el valor del VaR Condicional, sino a través de la evaluación individual de distintos niveles de VaR, de acuerdo a Emmer et al. (2013), que propusieron una manera de evaluar el CVaR, o *Expected Shortfall*. Este método se basa en la aproximación de diferentes niveles de VaR, planteando que el CVaR puede ser aproximado de esta manera. Las tres técnicas utilizadas para medir el CVaR en esta investigación, simulación histórica, paramétrica y simulación Montecarlo, fueron evaluadas a dos niveles de confianza de CVaR, 95% y 99%. La prueba consistió en medir para cada nivel de VaR aproximado a 95% y a 99% el número máximo 'permitido' de fallos o excepciones. La prueba se acepta cuando el número de fallos observados es menor que el número 'permitido', y se rechaza cuando el número de fallos observado, para cada nivel de VaR, fuera mayor al permitido para cada nivel. Los niveles de VaR para evaluar el CVaR, al nivel de confianza de 95%, fueron 95%, 97.50%, 98%, 98.50% y 99%; mientras que los niveles de VaR utilizados para evaluar el CVaR al nivel de confianza de 99%, fueron 99.40%, 99.50%, 99.60%, 99.70% y 99.80%.

Los resultados se muestran en la tabla 4.5, y fueron obtenidos a partir de las ecuaciones (26) y (28).

- 1) En simulación histórica en CVaR al nivel de confianza de 95%, todos los bonos verdes pasaron la prueba, así como todos los vectores de SIEFORES. En la misma técnica, simulación histórica, pero al nivel de confianza de 99%, todos los bonos verdes también pasaron la prueba, así como todos los vectores de SIEFORES.
- 2) En la técnica paramétrica, al nivel de confianza de 95%, los bonos verdes, en general, sí pasaron la prueba, aunque no totalmente, al presentar 2 valores que no pasaron la prueba de 40 evaluados, mientras que el CVaR paramétrico de las SIEFORES aprobó parcialmente, con 51 valores que no pasaron la prueba de 275 evaluados. En el CVaR paramétrico a nivel de confianza de 99%, los bonos verdes no pasaron la evaluación (12 aprobados y 28 no aprobados), ni las SIEFORES tampoco (42 aprobados y 233 no aprobados)¹.
- 3) Para la técnica Montecarlo, tanto para el nivel de confianza de 95% como al de 99%, todos los bonos verdes y todos los vectores de SIEFORES pasaron la prueba, lo que indica que se puede confiar en los resultados del VaR condicional para esta técnica.

1

¹ De este resultado se debe considerar: no se está evaluando el valor de CVaR como tal, sino una aproximación del CVaR utilizando múltiples niveles de VaR, la cual es una manera de evaluar el VaR condicional; y, como se había mencionado con las otras pruebas realizadas, no es de extrañar que para la técnica paramétrica, los valores no sean aprobatorios, ya que esta técnica asume que los rendimientos sigan una distribución normal, con media 0 y desviación estándar 1, lo cual no necesariamente es el caso de todos los vectores analizados en el estudio, tanto de bonos verdes como de SIEFORES.

Tabla 4.5

Resultados de la evaluación de VaR condicional

Técnica utilizada	Bonos verdes	Precios de bolsa de SIEFORES
Simulación Histórica 95%		
Vectores aprobados/total	40/40	275/275
Vectores no aprobados/total	0/40	0/275
Simulación Histórica 99%		
Vectores aprobados/total	40/40	275/275
Vectores no aprobados/total	0/40	0/275
Paramétrico 95%		
Vectores aprobados/total	38/40	224/275
Vectores no aprobados/total	2/40	51/275
Paramétrico 99%		
Vectores aprobados/total	12/40	42/275
Vectores no aprobados/total	28/40	233/275
Simulación Montecarlo 95%		
Vectores aprobados/total	40/40	275/275
Vectores no aprobados/total	0/40	0/275
Simulación Montecarlo 99%		
Vectores aprobados/total	40/40	275/275
Vectores no aprobados/total	0/40	0/275

Fuente: elaboración propia a partir de los datos encontrados en CONSAR (2020) para pensiones y fuentes diversas para bonos verdes.

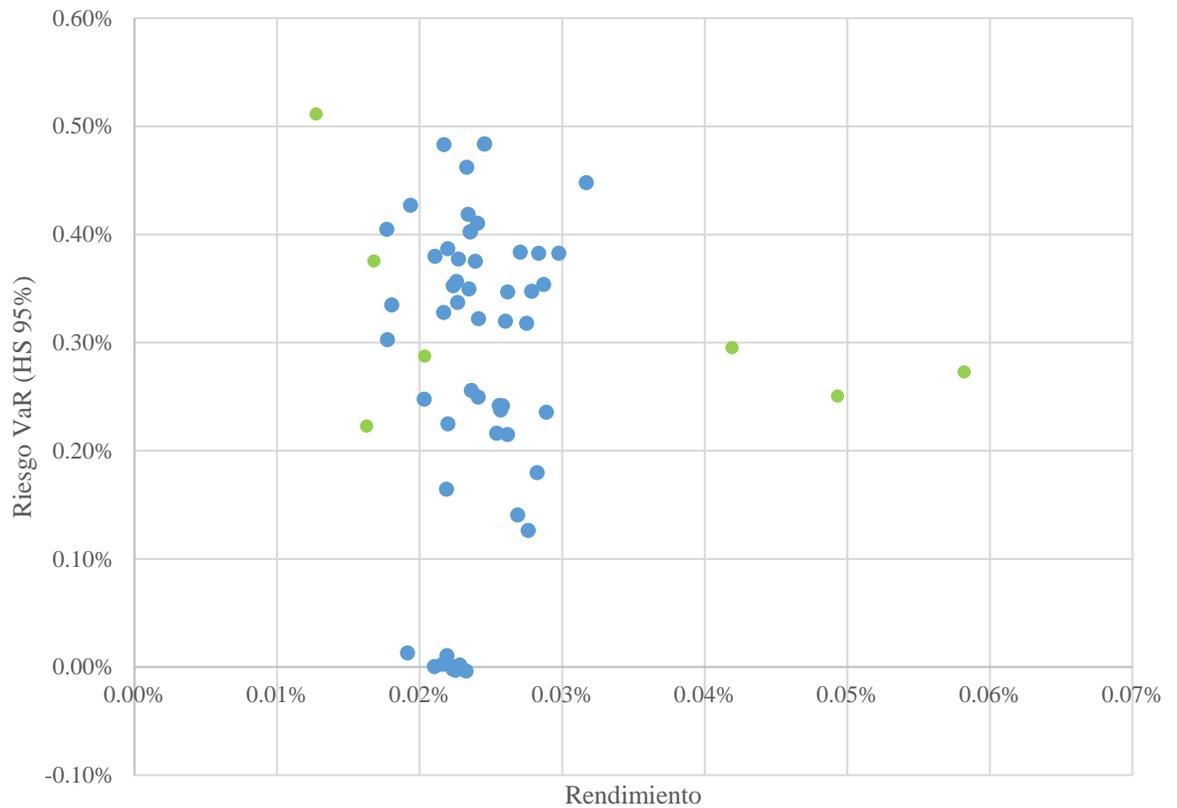
En suma, la tendencia de los rendimientos de los bonos verdes es, en general, a la alza, sin embargo no es suficiente para afirmar que son una alternativa deseable para los fondos de pensiones. Los resultados anteriores muestran que los bonos verdes intrínsecamente tienen un riesgo mayor que el rendimiento que podrían otorgar, ya que su desviación estándar es mayor que su rendimiento promedio. Además, presentan un Valor en Riesgo y Valor en Riesgo Condicional mayor que el que presentan las SIEFORES. A pesar que los bonos verdes presentan un rendimiento mayor al de las SIEFORES, la proporción de esta diferencia no

corresponde a la magnitud de diferencia de riesgo entre estos dos activos, es decir, el rendimiento de bonos verdes es, en promedio, 0.16% (aunque es importante mencionar que sin el bono verde *outlier*, GRNBF, el rendimiento promedio es solamente de 0.03%); el rendimiento de las SIEFORES, en promedio, es de 0.02%, mientras que el valor del VaR Montecarlo a 95% de confianza (se hace referencia al valor del VaR Montecarlo, debido a que tuvo los mejores resultados en las pruebas de *backtesting*) de las SIEFORES es, en promedio, del 0.43%, mientras que de los bonos verdes es, en promedio, de 3.63%. Las diferencias entre estos valores son asimétricas en el sentido que los bonos verdes ofrecen solamente unas décimas porcentuales más de rendimiento esperado que las SIEFORES, mientras que el riesgo VaR que presentan es algunas unidades porcentuales más grande que el de las SIEFORES. En este caso, la disparidad de riesgos es mucho mayor que la disparidad de posibles beneficios del activo bonos verdes, teniendo mayor magnitud su disparidad en riesgo. En la Figura 19 se puede observar esta dispersión de los datos, aunque en la figura no se puede visualizar el fenómeno descrito anteriormente, debido a que se omitió el bono verde GRNBF, ya que, al presentar valores de riesgo muy altos, no permite apreciar la dispersión de riesgo y rendimiento de los demás bonos verdes con las SIEFORES.

Es por ello, que al ser activos con niveles de riesgo mayores a los que usualmente presentan las pensiones mexicanas, los bonos verdes no son una alternativa de inversión de los fondos de pensiones mexicanos, de acuerdo a su Valor en Riesgo y Valor en Riesgo Condicional. Por tanto, tampoco se propone un portafolio de inversión en el cual los bonos verdes se puedan integrar a la inversión de las SIEFORES. Esto muestra que este tipo de activos, a pesar de ser innovadores y de creación reciente, no están listos para ser considerados dentro de un abanico de opciones disponible a los inversionistas institucionales. Esto se puede observar en la Figura 4.11.

Figura 4.11

Riesgo VaR vs Rendimiento de Bonos verdes y SIEFORES.



Fuente: elaboración propia a partir de los datos encontrados en CONSAR (2020) para AFORES, y fuentes diversas para bonos verdes, especificadas en la Tabla 3. El bono verde GRNBF se omitió debido a que, al presentar una volatilidad mucho mayor que los otros bonos verdes, no permite apreciar correctamente la dispersión de estos activos en conjunto. Los puntos verdes representan bonos verdes, y los azules representan AFORES.

De la figura anterior, podemos observar que las pensiones presentan distintos porcentajes de riesgo, en un rango más amplio en el que se comportan en cuanto a rendimiento esperado, dado que esta segunda medida fluctúa solamente en poco más de un par de centésimas porcentuales. En contraste, los bonos verdes muestran una dispersión mucho mayor de rendimientos esperados.

5. CONCLUSIONES

Del presente trabajo, una de las conclusiones más importantes es la importancia de analizar cuantitativamente cualquier alternativa, sin dejarse guiar solamente por el aspecto cualitativo, por más prometedor que luzca, al momento de decidir la composición de un portafolio de inversión. Enfatizando que al considerar un activo que se pretenda analizar con el fin de evaluar su posible inclusión en algún portafolio de inversión, deberá ser sometido a diversas evaluaciones de riesgo, entre las que destaca, por sus características, la metodología de Valor en Riesgo, bajo sus distintas técnicas, por su universalidad en aplicación e interpretación, y su relativa sencillez para ser comparada con otros activos. Asimismo, el enfatizar la importancia de evaluar la misma metodología mediante pruebas de *backtesting*, para determinar si, en efecto, la metodología fue correctamente aplicada y los datos disponibles se ajustan a tales técnicas.

Una tarea importante, de los organismos encargados de gestionar la inversión en pensiones, será seguir buscando alternativas innovadoras, que demuestren rentabilidad, y viabilidad en una economía cada vez más incierta, con el fin de proveer mejores rendimientos monetarios a los afiliados al sistema de pensiones mexicano al momento de su retiro. Esta búsqueda deberá ser guiada por iniciativas innovadoras, cuyos beneficios puedan ser estratégicamente benéficos, no solo a las cuentas de inversión individuales, sino también, directa o indirectamente, a la sociedad.

Respecto a los bonos verdes, como se ha mencionado, son una clase de activos que aún no están listos para ser incluidos dentro de los portafolios de inversión de las pensiones; sin embargo, podría ser objeto de futuras investigaciones, que tomen en cuenta otros aristas o enfoques, por qué aún el mercado de bonos verdes no es compatible con el perfil de inversión institucional de las pensiones mexicanas. Esto podría analizarse a un nivel microeconómico, estudiando otras alternativas de

inversión, o con otras metodologías, como Teoría de Juegos, maximizando la utilidad para el agente decisor, que en este caso son las SIEFORES, o a nivel macroeconómico, estudiando el efecto que un incremento en la inversión de sectores clave en la economía mexicana, como lo son los fondos de pensiones, tendría en el crecimiento económico del país.

No obstante, la presente investigación también presenta limitantes, entre las cuales se pueden mencionar la cantidad de bonos verdes evaluados, debido a que a pesar que existe un número importante de bonos verdes, no todos cotizan en bolsa de valores, por lo que no todos podrían ser comparables en términos de valuación de riesgo con los precios de bolsa de las pensiones mexicanas. Asimismo, un limitante, que podría abrir opciones para futuras líneas de investigación, es que el enfoque de valuación de riesgo se centró solamente en una metodología de valuación de riesgo; existen muchas otras más metodologías que evalúan el riesgo de un activo, y cada una presenta sus propias ventajas y desventajas. Además, el enfoque de la investigación solamente fue cuantitativo, sin considerar como primordial los aspectos cualitativos de la alternativa de bonos verdes. Un enfoque de esta naturaleza probablemente se centraría en los aspectos positivos de impulsar la inversión en una clase de activos que promete un beneficio general a la sociedad, y que es relevante para enfrentar el cambio climático. Tanto este tipo de activos necesitan una fuerte inyección de capital, como las pensiones necesitan diversificarse en activos que otorguen retornos superiores a los que actualmente tienen los portafolios de inversión, pero sin dejar de lado la consideración del riesgo de cada una de estas alternativas. Otro cuestionamiento que podría surgir respecto a los bonos verdes es si en algún futuro sí podrían ser una alternativa de inversión de los fondos de pensiones. Esto dependerá de la evolución de estos activos en el mercado, de los resultados y rendimientos de los proyectos en los cuales se invierten los fondos; a su vez, de aspectos macroeconómicos que estimulen el funcionamiento general de la economía, como el aumento de la inversión. Lo que podrá evaluarse, en un futuro, podría ser de nuevo las medidas de Valor en Riesgo

de estos activos, lo que podrá darnos una perspectiva de si en un futuro los bonos verdes representarían una alternativa de inversión de los fondos de pensiones mexicanos.

Parte del conocimiento adquirido en esta investigación es que una teoría por sí sola, como lo es la Teoría de Portafolios, funciona hasta cierto punto, ya que las teorías tienen supuestos que no necesariamente se cumplen en la realidad; es por ello que en ocasiones es conveniente tomar aspectos de una teoría y combinarlos con alguna metodología que se pueda aplicar al caso empírico que la información requiere. En ocasiones es posible combinar estos aspectos y tener una perspectiva más amplia del objeto de investigación. En el caso de ésta, se combinó la Teoría de Portafolios, en el sentido que se buscaron alternativas para diversificar los portafolios de inversión de las pensiones, y se combinó con una metodología llamada Valor en Riesgo. La amalgama de estos dos aspectos provee un resultado más significativo, al considerar no solamente una visión, dando una perspectiva más amplia que la Teoría de Portafolios, o el VaR, por sí solos, no podrían haber otorgado.

Finalmente, se concluye que la hipótesis de investigación fue negada, los bonos verdes no representan una alternativa de inversión en los fondos de pensiones mexicanos de acuerdo a su Valor en Riesgo. Se cumplieron los primeros tres objetivos, relacionados directamente con el desempeño intrínseco de los bonos verdes, de la comparación de Valor en Riesgo y de evaluación del método y bondad de ajuste. No obstante, los mismos resultados de la investigación imposibilitaron llevar a cabo el cuarto objetivo, que consistía en sugerir una ponderación de inversión que incluya a los bonos verdes dentro del portafolio de inversión de los fondos de pensiones. El logro en la investigación fue aplicar correctamente la metodología VaR a los datos empíricos utilizados, y haber podido obtener información relevante para determinar si un activo puede considerarse alternativa dentro de un portafolio de inversión.

Respecto a esta metodología, también podría ser de utilidad evaluar a los activos que ya se encuentran dentro de los portafolios de inversión de las pensiones, para tener una mejor valoración del desempeño de estos activos, para evaluar a cuáles podrían destinar más recursos debido a un mejor desempeño. A su vez, podría medirse el Valor en Riesgo marginal, que se refiere a medir el Valor en Riesgo del portafolio completo sin un activo específico (del que se medirá el efecto marginal), y el Valor en Riesgo del mismo portafolio, pero incluyendo ese activo.

ANEXOS

ABREVIATURAS Y SIGLAS

ABS - Asset-backed security/ Valor respaldado por activos.

AFORES - Administradoras de Fondos para el Retiro.

ALIDE - Asociación Latinoamericana de Instituciones Financieras para el Desarrollo.

AVaR – Average value at risk/ Valor en riesgo promedio.

BMV – Bolsa Mexicana de Valores.

CAViaR - *Conditional autoregressive value at risk*/ Valor en riesgo condicional autorregresivo.

CBI – Climate Bond Initiative.

CETES - Certificados de la Tesorería de la Federación.

CONACyT - Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología.

CONDUSEF - Comisión Nacional para la Protección y Defensa de los Usuarios de Servicios Financieros.

CONSAR – Comisión Nacional del Sistema de Ahorro para el Retiro.

CVaR – *Conditional Value at Risk*/ Valor en Riesgo Condicional.

EVT – *Extreme Value Theory*/ Teoría del valor extremo.

EWMA - *Exponentially Weighted Moving Average*/ Media móvil ponderada exponencialmente.

GACM – Grupo Aeroportuario de la Ciudad de México.

GARCH - *Generalized Autoregressive Conditionally Heteroscedasticity*/ Heterocedasticidad condicional auto-regresiva.

GBP – *Green Bond Principles*.

HS – *Historical Simulation* / Simulación histórica.

ISSSTE - Instituto de Seguridad y Servicios Sociales de los Trabajadores del Estado.

LRind – *Likelihood ratio of independence of failures*/ Radio de verosimilitud de independencia de fallos.

LRuc – *Likelihood ratio of unconditional covering*/ Radio de verosimilitud de cubrimiento incondicional.

MC – *Monte Carlo simulation* / simulación Monte Carlo.

Nafin – Nacional Financiera.

PAR - Paramétrico.

Prob. – Probabilidad.

SAR – Sistema de Ahorro para el Retiro.

SIEFORES - Sociedades de Inversión de Fondos para el Retiro.

VaR – *Value at Risk*/ Valor en Riesgo.

REFERENCIAS.

- Acerbi, C. y Tasche, D. (2002). Expected Shortfall: a natural coherent alternative to Value at Risk (PDF). *Economic Notes*. 31 (2): 379–388.
- Acerbi, C. y Tasche, D. (2002). On the coherence of expected shortfall. *Journal of Banking & Finance*, 26, issue 7, p. 1487-1503.
- ALIDE. (2019). Asociación Latinoamericana de Instituciones Financieras para el Desarrollo. Mercado de Bonos Verdes: ¿Quiénes son sus protagonistas? Programa de Estudios Económicos e Información. Febrero 2019. Secretaría General de ALIDE.
- Azuara O., et al. (2019). Diagnóstico del sistema de pensiones mexicano y opciones para reformarlo, División de Mercados Laborales. Banco Interamericano de Desarrollo. Nota Técnica IDB-TN-1651.
- Bali, T., Mo, H. y Tang, Y. (2008). The Role of Autoregressive Conditional Skewness and Kurtosis in the Estimation of Conditional VaR. *Journal of Banking & Finance*, 32(2), pp. 269-82.
- Basak, S. & Shapiro, A. (2001), Value-at-risk based risk management: Optimal policies and asset prices, *Rev. Financ. Stud.* 14, 371-405.
- Blake, D. (2001). UK Pension Fund Management: How is Asset Allocation Influenced by the Valuation of Liabilities? Discussion Paper Pi-0104. The Pensions Institute. London, UK. ISSN 1367-580X
- Blake, D. y Sarno, L. y Zinna, G. (2016). The Market for Lemmings: The Herding Behavior of Pension Funds December 6, 2016. Available at SSRN: <https://ssrn.com/abstract=2567381> or <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.2567381>
- BMV. (2016). Bolsa Mexicana de Valores. Bonos verdes. Grupo BMV.
- Bodie Z. y Merton R. (1999). *Finanzas, México*. Prentice Hall, Pág 442.
- Booth, P., R. Chadburn, S. Haberman, D. James, Z. Khorasanee, R. H. Plumb y B. Rickayzen (2005). *Modern Actuarial Theory and Practice*. Chapman and Hall/crc.
- Cabrera, M. (2018). Los bonos verdes en México, un importante nicho de financiamiento para las empresas. BBVA.
- Cardona Z. (2006). La diversificación del riesgo en la cartera de créditos del sector financiero con base en la teoría de portafolios. AD-minister, (9), 113-136.
- Chen J. (2020). Conditional Value at Risk (CVaR). Investopedia.

- Christoffersen, P. F. (2003). *Elements of Financial Risk. Management*, Academic Press.
- Climate Bond Initiative and HSBC (2014) *Bonds & Climate Change – The State of the Market in 2014*, July 2014. p2.
- CONSAR. (2010). Boletines de Sala de Prensa. Recuperado de http://www.consar.gob.mx/sala_prensa/pdf/boletines/2010/BP_07_2010.pdf
- CONSAR. (2014). Actualización mensual de información de recursos y rendimientos del SAR. Recuperado de https://www.gob.mx/cms/uploads/bol_Actualizacio_n_SAR_feb._2014.pdf
- CONSAR. (2019). Boletines de prensa de la CONSAR. Recuperado de <https://www.gob.mx/consar/documentos/boletines-de-prensa-de-la-consar-2019>
- CONSAR. (2020). Indicador de Rendimiento Neto (SIEFORES Generacionales). Recuperado de <https://www.gob.mx/consar/articulos/indicador-de-rendimiento-neto>
- Court, E. y Tarradellas, J. (2010). *Mercado de Capitales. México*: Editorial Pearson. Primera Edición.
- Danielsson, J. y de Vries, C. (2000). Value-at-Risk and Extreme Returns. *Annales d’Economie et de Statistique*, 2000, pp. 239-70.
- Dubova, I. (2005) La validación y aplicabilidad de la teoría de portafolio en el caso colombiano. *Cuadernos de Administración*, vol. 18, núm. 30, julio-diciembre, 2005, pp. 241-279. Pontificia Universidad Javeriana. Bogotá, Colombia.
- Elton, E. y Gruber, M. (1995). *Modern portfolio theory and investment analysis*. New York: John Wiley & Sons, Inc., Fifth edition.
- Emmer S., Kratz M. y Tasche D. (2013). What is the best risk measure in practice? a comparison of standard measures. Working Paper, 2013.
- Engle, R. y Bollerslev, T. (1986). Modelling the Persistence of Conditional Variances. *Econometric Reviews*, 5, pp. 1-50.
- Engle, R. y Manganelli, S. (1999). CAViaR: Conditional Autoregressive Valueat-Risk by Regression Quantiles. [NBER Working Paper Series no. 7341]. National Bureau of Economic Research (NBER), Cambridge, MA. pp. 1-51.
- Fabozzi, F., Gupta, F., & Markowitz, H. (2002). The legacy of modern portfolio theory. *Journal of Investing*, 7-22.

- Fall, S. (2007). *Modern Portfolio Theory and Contemporary Global Literature*. New York University.
- Flores. (2005). La teoría de portafolio y la gestión de inversiones de los fondos de pensiones de Perú 1997-2002. *Rev. Fac. Cien. Ecón. Univ. Nac. Mayor de San Marcos* 10(25), 2005: 77-110.
- Franco L.C. y Franco L.E. (2005). El valor en riesgo condicional CVaR como medida coherente de riesgo. *Revista Ingenierías Universidad de Medellín*. Medellín, Colombia. Vol. 4, núm. 6, enero-junio, 2005, pp. 43-54
- Gaivoronski A., Pflug G. (2005). Value-at-Risk in Portfolio Optimization: Properties and Computational Approach. *Journal of Risk*, Vol. 7, No. 2, pp. 1-31, Winter 2004-2005.
- Garay, U. (2010). Mitos y realidades de las inversiones en mercados emergentes. *Debates IESA*. Vol. XV, No. 3. julio-septiembre.
- Garay, U. y González M. (2009). *Fundamentos de finanzas con aplicaciones al mercado venezolano*. Caracas: Ediciones IESA.
- García J., Martínez J. (2005). Enfoques diferentes para medir el valor en riesgo (VAR) y su comparación. *Aplicaciones*. Universidad de Valladolid.
- García R., Ortega G., Sánchez A., Herrera, M. (2004) Evolución de la teoría económica de las finanzas: una breve revisión. *Semestre Económico*, vol. 7, núm. 14, julio-diciembre, 2004, pp. 105-127. Universidad de Medellín. Medellín, Colombia.
- Gilster, J. (1979). Autocorrelation, investment horizon and efficient frontier composition. College of Commerce and Business Administration. University of Illinois at Urbana-Champaign.
- Glasserman P., Heidelberg P., Shahabuddin P. (2000). *Efficient Monte Carlo Methods for Value-at-Risk*. Master. Risk. 2.
- Gómez D. (2015). *Libro de texto para pensiones privadas, definiciones, datos y ejemplos*. Editorial Fontamara, Querétaro, Querétaro.
- Herrera O. (2011) *Medición del riesgo en AFORES a través del VaR*. Tesis. Universidad Autónoma de Querétaro. Facultad de Contaduría y Administración. Centro Universitario. Querétaro, México. Noviembre, 2011.
- Hull, J. y A. White. (1998). Incorporating Volatility Updating into the Historical Simulation Method for Value at Risk. *Journal of Risk*, 1, pp. 5-19.
- IMCA. (2018). *Los Principios de los Bonos Verdes 2018 – Green Bond Principles (GBP): Guía del Procedimiento Voluntario para la Emisión de Bonos Verdes*.

- Inverco (2017). Las instituciones de inversión colectiva y los fondos de pensiones 2016 y perspectivas 2017. Informe anual Instituciones de Inversión Colectiva y Fondos de Pensiones. Disponible en: <http://www.inverco.es/archivosdb/ahorro-financiero-de-las-familias-iics-y-fp-2016.pdf> [Consulta: marzo de 2017].
- Johnson. (2001). *Estudios de Economía*. Vol. 28 –No. 2, Diciembre 2001. Págs. 217-247. Value at Risk: Teoría y Aplicaciones. Christian A. Johnson.
- Kochetygova y Jauhari (2014) Green Bonds and Index Investing: The New Frontier, S&P Dow Jones Indices InfraCredit Climate Change, August 2014.
- Kristjanpoller W. y Barahona A. (2014). Backtesting del valor en riesgo para los mercados bursátiles y de divisas latinoamericanas. *Investigación económica*, vol. LXXIII, núm. 287, enero-marzo de 2014, pp. 37-60.
- Lasa (2004). Construcción de la “frontera eficiente de portafolios de inversión, aplicación al caso de México. *Denarius, revista de economía y administración*. México.
- Levinson, Marc (2008). Guía de Mercados Financieros. Barcelona: Editorial Gestión 2000.
- Mangram, M. (2013). A simplified perspective of the Markowitz portfolio theory. *Global Journal of Business Research*. Volume 7, Number 1. SMC University, Switzerland.
- Marín, J. y Rubio G. (2001). Economía Financiera, España. Antoni Bosch, Editor, S.A. Pág 984.
- Markowitz, H. (1952). Portfolio selection. *Journal of Finance*, v. 7, Marzo, 77-91.
- Markowitz, H. (1956). The optimization of a quadratic function subject to linear constraints. *Naval Research Logistics Quarterly*.
- Markowitz, H. (1959). Portfolio Selection: Efficient Diversification of Investment, Ed. New York Wiley, edición revisada 1991.
- Márquez, D. (1981). *Carteras de inversión: fundamentos teóricos y modelos de selección óptima*. Ed. Limusa. México.
- Medina, L. (2003). Aplicación de la teoría del portafolio en el mercado accionario colombiano. *Cuadernos de Economía*, 22(39), 129-168.
- Melo L. y Granados J. (2011). Regulación y valor en riesgo. *Ens. polit. econ.* vol.29 no.spe 64 Bogotá Junio 2011. ISSN 0120-4483.

- Melo, V. y Becerra, C. (2005). Medidas de riesgo, características y técnicas de medición: una aplicación del VaR y el ES a la tasa interbancaria de Colombia. Borradores De Economía 003198, Banco De La República.
- Metropoli, N., y Ulam, S. (1949). The Monte Carlo Method. *Journal of American Statistical Association*, 44, pp. 335-41.
- Moreno F. (2014). Bonos financieros focalizados en los Bullet y en América. *Revista Ciencia UNEMI*. No. 11, Junio 2014, pp. 72-80. ISSN: 1390-4272.
- Novethic. (2015). Climate: Investors Take Action, recuperado de http://www.novethic.com/fileadmin//user_upload/tx_ausynovethicetudes/pdf_complets/2015_update_sept_climate_report.pdf.
- OCDE (2016). Pension Markets in Focus 2016. Disponible en: <http://www.oecd.org/daf/fin/private-pensions/Pension-Markets-in-Focus-2016.pdf> [Consulta: marzo de 2019].
- Otero, et al. (2018). Determinantes de la Performance de los fondos de pensiones. Área de Seguro y Previsión Social. Cuadernos de la Fundación. Fundación MAPFRE. Madrid, España.
- Ramírez E. y Ramírez P. (2007). Valor en riesgo: modelos econométricos contra metodologías tradicionales *Análisis Económico*, vol. XXII, núm. 51, pp. 179-198. Universidad Autónoma Metropolitana Unidad Azcapotzalco. Distrito Federal, México.
- Reichelt H. (2010). Green bonds: a model to mobilise private capital to fund climate change mitigation and adaptation projects. The World Bank. The Euromoney Environmental Finance Handbook. 2010.
- Samuelson, P. A. (1989). A case at last for age-phased reduction in equity, *Proceedings of the National Academy of Science*, Vol. 86, Washington DC, 9048-9051.
- Santiago, B. d. (2018). Guía del Segmento de Bonos Verdes y Bonos Sociales en la Bolsa de Comercio de Santiago.
- Sharpe, W. (1964). Capital asset prices: a theory of market equilibrium under conditions of risk, *Journal of Finance*, n. 19, 425-442.
- Sharpe, W. (1974). Imputing Expected Security Returns from Portfolio Composition. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, Cambridge University Press, vol. 9(3), pages 463-472, June.
- Shishlov, Morel, Cochran. (2016). Beyond transparency: unlocking the full potential of green bonds. Institute for Climate Economics. June 2016.

- Wimmerstedt L. (2015). Backtesting Expected Shortfall: the design and implementation of different backtests. *Mathematical Statistics*. KTH Royal Institute of Technology. oai:DiVA.org:kth-172444.
- Zerbib O. (2018). The effect of pro-environmental preferences on bond prices: Evidence from green bonds. *Journal of Banking and Finance*. Elsevier 2018. <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2018.10.012>
- Zrazhevskaja N. y Zrazhevskiy A. (2016). Classification of Methods for Risk Measures VaR and CVaR Calculation and Estimation. DOI: 10.20535/SRIT.2308-8893.2016.3.11.