



BANCO CENTRAL DE LA REPÚBLICA DOMINICANA

Concurso Anual de Economía Biblioteca “Juan Pablo Duarte”, año 2020

“Caracterización del riesgo de tasa de interés de la cartera de inversión de los bancos múltiples y su importancia en el análisis de Estabilidad Financiera en la República Dominicana.”

Autores: Víctor José Reyes Hernández

Alerso Pimentel Domínguez

Resumen

El presente estudio tiene como objetivo caracterizar el riesgo de tasa de interés de los portafolios de los bancos múltiples dominicanos. Para ello, se estimaron las curvas de rendimiento históricas de los emisores gubernamentales, aplicando el modelo de Nelson y Siegel (1987). Extrayendo los principales factores de riesgos de las curvas de rendimiento, se estimaron tres metodologías de cálculo del Valor en Riesgo (VaR) a partir de una función de aproximación delta-gamma en conjunto con el Análisis de Componentes Principales: VaR por Varianza-Covarianza, VaR por simulación histórica y VaR por simulación de Monte Carlo.

El resultado de la aplicación del Análisis de Componentes Principales (ACP) a la estructura temporal de las tasas de interés en el BCRD y MH muestran hallazgos similares a los observados en la literatura de aplicaciones en otros sistemas financieros. De las tres formas del cálculo del VaR, la simulación de Monte Carlo presenta una pérdida esperada superior a la simulación histórica y aun mayor al VaR Paramétrico. Dada la magnitud de los resultados obtenidos, la entrada en vigor del esquema de valor razonable hace necesario que la evaluación del riesgo sistémico tome en consideración el riesgo de tasas de interés en el sector bancario dominicano.

Índice

	Pág.
Abreviaturas	1
I. Introducción	2
II. Revisión de la Literatura	7
III. Metodologías	10
1. Nelson y Siegel (1987)	10
2. Análisis de Componentes Principales	11
3. Simulación de Monte Carlo de Cambios en la ETTI aplicando ACP	13
4. Simulación Histórica	14
5. Métodos Locales de Valoración	15
6. Medidas de Riesgos	16
IV. Datos	18
V. Resultados	19
VI. Conclusiones	27
VII. Referencias Bibliográficas	28
VIII. Anexos	31
1. Tablas	31
2. Rutinas	37

Abreviaturas

ACP	Análisis de Componentes Principales
BCBS	Basel Committee of Banking Supervision
BCRD	Banco Central de la República Dominicana
BIS	Bank for International Settlements
BM	Banco Múltiple
CP	Componente Principal
ECB	European Central Bank
EIF	Entidad de Intermediación Financiera
ESRB	European Systemic Risk Board
ETTI	Estructura Temporal de Tasas de Interés
FED	Federal Reserve
FASB	Financial Accounting Standards Board
FMI	Fondo Monetario Internacional
FSB	Financial Stability Board
FSOC	Financial Stability Oversight Council
G-20	Grupo de los 20
IOSCO	International Organization of Securities Commissions
MH	Ministerio de Hacienda de la República Dominicana
MTM	Mark-to-market
NIIF	Normas Internacionales de Información Financiera
SIB	Superintendencia de Bancos
VaR	Valor en Riesgo

I. Introducción

Las entidades financieras a nivel mundial han presentado un crecimiento exponencial en las últimas dos décadas, siendo este crecimiento en gran parte atribuido a los ingresos provenientes de sus carteras de inversión (Trading book). Sin embargo, la crisis financiera global que tuvo sus inicios en el 2007 puso de manifiesto las grandes debilidades del marco de regulación y supervisión y la necesidad de adoptar un mayor grado de vigilancia de los mercados financieros. Este hecho da origen a una de las más trascendentales regulaciones en la época poscrisis, la llamada “Volcker Rule”, la cual transformó considerablemente la forma en la que los bancos conducen sus actividades de inversión.

El fuerte impacto que tuvo la crisis en la economía real a nivel mundial llevó a los reguladores a realizar profundas transformaciones en el marco normativo que regula los mercados financieros, así como, intensificar las investigaciones de todas las irregularidades que pudieron provocar la crisis para establecer metodologías más eficientes de supervisión, con la finalidad de garantizar la seguridad y la solvencia de las instituciones financieras tanto a escala individual como sistémica.

La necesidad por parte de los reguladores de medir la magnitud del impacto sobre la economía que tiene un hecho relevante es lo que da inicio al concepto de Riesgo Sistémico, catalogado a partir de la crisis como uno de los aspectos más importantes en la regulación financiera moderna. La gravedad de la crisis financiera llevó a las autoridades competentes a emprender diversas reformas del marco de supervisión y regulación microprudencial, y a asignar a los bancos centrales de todo el mundo funciones macroprudenciales en reconocimiento a la importancia del componente sistémico en la estabilidad financiera.

En el 2009, el FMI, FSB y BIS propusieron por primera vez la definición de evento sistémico como "el riesgo de perturbación de los servicios financieros causado por un daño en la totalidad o parte del sistema financiero, y que tiene el potencial de generar consecuencias negativas graves para la economía real".¹ Este concepto fue originalmente asociado al pánico bancario (Bank runs) y las crisis cambiarias, pero en la actualidad se tiene una visión más amplia de la operatividad del sistema financiero.

El auge que ha tomado el análisis del riesgo sistémico es perfectamente medible a través de los esfuerzos que han realizado las grandes economías en implementar una supervisión macroprudencial que contribuya al seguimiento y gestión del riesgo sistémico. Los organismos principales que han sido creados para desempeñar funciones específicamente relacionadas a la evaluación del riesgo sistémico y velar por la estabilidad financiera son el FSOC en Estados Unidos y el ESRB en Europa. Otras instituciones que han realizado valiosos aportes en términos de estudios y desarrollo de metodologías de medición del riesgo sistémico son el FMI, BIS, IOSCO, FSB, FED y el G-20. Adicionalmente, algunos países han establecido comités de riesgo sistémico como Reino Unido, Francia, Alemania, España, Hong Kong y Brasil.

Para el caso dominicano, esta labor la desempeña el Comité de Políticas Macropudenciales y Estabilidad Financiera, creado por la Junta Monetaria en su Cuarta Resolución de fecha 20 de

¹ <https://www.fsb.org/>

diciembre del 2017. Este comité tiene por objeto examinar el riesgo sistémico y la estabilidad del sistema financiero de la economía dominicana, a fin de definir y proponer a la Junta Monetaria, como organismo superior de política monetaria y financiera, las políticas macroprudenciales necesarias para promover y mantener la estabilidad de dicho sistema.

Las metodologías para detectar la existencia, el nivel y la dirección de los riesgos sistémicos han sido durante mucho tiempo temas de la academia desde antes de la última crisis financiera, sin embargo, las secuelas de una crisis sin precedentes despertaron un interés nunca visto por la medición del riesgo sistémico. No existe una metodología generalmente aceptada para determinar el riesgo sistémico, ya que estas responden a las características particulares de cada mercado y son altamente dependientes de la disponibilidad de datos para su medición. Un elemento en común que tiene aplicabilidad en todos los mercados son las medidas publicadas por el Comité de Basilea orientadas a limitar los riesgos asumidos por los Bancos Sistémicamente Importantes Globalmente (G-SIBs por sus siglas en inglés), cuya situación de insolvencia tiene un mayor potencial de desencadenar externalidades negativas en todo el sistema financiero.

Los planteamientos previos que resaltan la preponderancia de la gestión integral del riesgo sistémico por parte de los reguladores a nivel mundial, el rol fundamental que juega la academia en el desarrollo de técnicas avanzadas de medición y monitoreo del riesgo sistémico, y el compromiso de cada uno de los profesionales en la materia para velar por una estabilidad financiera sostenible en el tiempo, son algunas de las razones que motivaron la realización de este estudio, cuyo objetivo principal es extender el análisis de riesgo sistémico al sector bancario dominicano desde el punto de vista del riesgo de tasa de interés de la cartera de inversión, específicamente en sus posiciones en los instrumentos de deuda pública emitidos por el Banco Central de la República Dominicana y el Ministerio de Hacienda.

El riesgo de tasa de interés toma mayor relevancia cuando las entidades financieras tienen la obligación de clasificar apropiadamente las inversiones en instrumentos de deuda y valorando sus posiciones a valor de mercado (MTM). En EE.UU, las exigencias de valoración a mercado a los bancos inicia en el año 1930 con la recomendación de la FED de revisar los principios de contabilidad y sugerir que se les exija a los bancos el uso del valor de mercado para sus carteras de inversión, siendo posteriormente revocado en el 1938 por el Presidente Roosevelt por las serias preocupaciones sobre cómo se vio afectado el desempeño financiero y las decisiones de inversión de los bancos. El MTM se mantuvo prácticamente inexistente hasta el 1975, pero es en 1994 cuando el FASB requiere que las instituciones clasifiquen sus inversiones en deuda o valores de capital como Negociación, Disponible para la Venta o a Vencimiento (SFAS No. 115), incluyendo esta vez los instrumentos de deuda y otras consideraciones.

En el sector bancario dominicano, se podría decir que el MTM inicia el 15 de agosto de 2018 cuando la SIB emite la circular 014-18 que aprueba y pone en vigencia a partir del 1 de enero de 2019, luego pospuesto en tres ocasiones para el 1 de enero 2022, el “Instructivo para el Uso de Valor Razonable de Instrumentos Financieros en las Entidades de Intermediación Financiera”, el cual a su vez modifica el “Instructivo para la clasificación, valoración y medición de las inversiones en instrumentos de deuda”. Esta nueva normativa presenta varios retos para las entidades financieras siendo el principal la exigencia de reclasificar el portafolio de inversiones de tesorería debido a que queda eliminada la cuenta 134.00, que es donde se encuentra clasificada la gran mayoría de las inversiones de las Entidades de Intermediación Financiera del sector financiero dominicano. De esta manera el regulador busca finalmente aplicar las NIIF, específicamente la

NIIF 9 y NIIF 13, las mejores prácticas internacionales promovidas por Basilea y homogeneizar la valoración a mercado entre todos los participantes del sistema financiero dominicano.

El mercado de deuda interna en República Dominicana está compuesto en aproximadamente un 91% por instrumentos de deuda pública, siendo una proporción importante (aprox. 21%) absorbido por las EIF. Como se puede apreciar en la gráfica, durante el periodo estudiado, la tenencia de las EIF muestra una tendencia creciente.

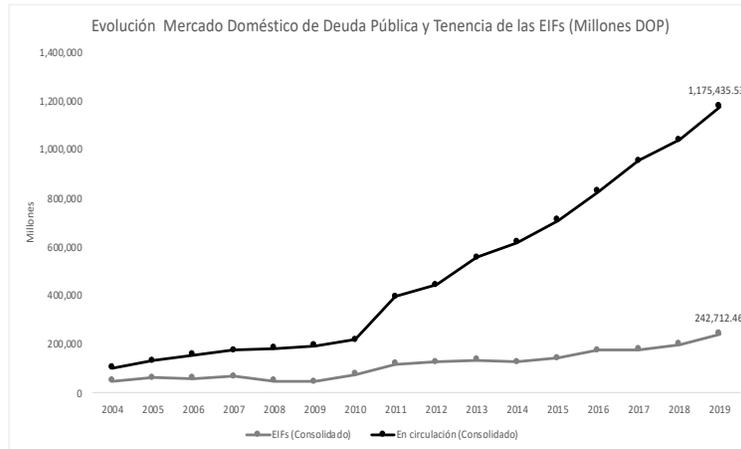


Figura 1. Evolución monto en circulación de deuda pública doméstica y tenencia de las EIFs (millones DOP)

Fuente: Elaboración propia con datos del BCRD y MH.

Los BM representan aproximadamente el 80% de la tenencia de la deuda pública doméstica como proporción de la tenencia de las EIF.

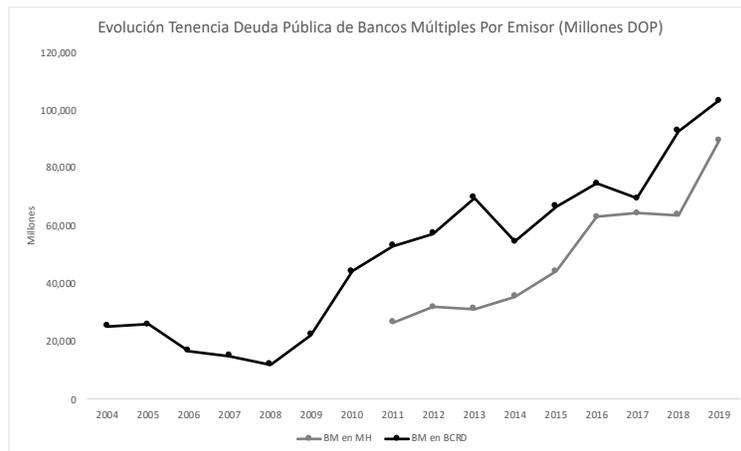


Figura 2. Evolución tenencia de deuda pública doméstica de los bancos múltiples por emisor (millones DOP)

Fuente: Elaboración propia con datos del BCRD y MH.

La cartera de inversión de los BM constituye aproximadamente el 11% de los activos (inversiones+crédito).

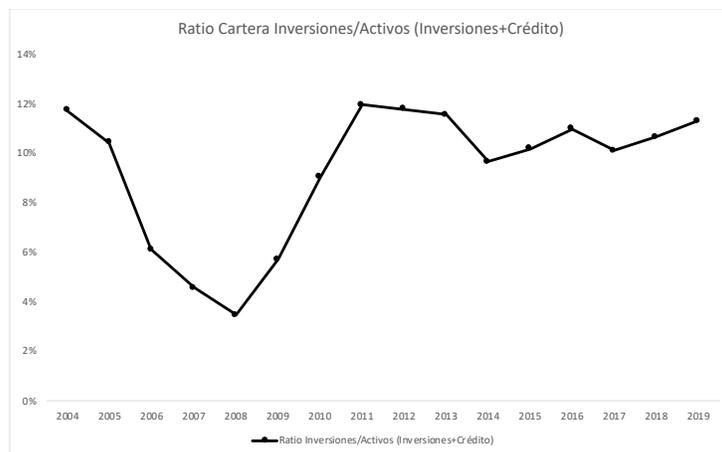


Figura 3. Evolución ratio de cartera de inversiones en relación al total de las carteras de inversiones y créditos

Fuente: Elaboración propia con datos de la SIB.

La relación existente entre los precios de los instrumentos de deuda y las fluctuaciones de las tasas de interés a distintos vencimientos deriva en que la principal fuente de medición del riesgo de mercado lo constituye la ETTI, o curva de rendimientos de los respectivos emisores, destacando así el riesgo de tasas de interés como el principal tipo de riesgo de mercado del sistema financiero dominicano.²

El riesgo de tasa de interés es un aspecto importante tanto dentro de la gestión de riesgos como en la gestión de portafolios. La teoría de medición de riesgo de tasa de interés ha evolucionado desde el uso de medidas de sensibilidad de los factores de riesgos, a un enfoque moderno que requiere un mayor entendimiento del comportamiento temporal de los factores de riesgos y su uso para generar posibles escenarios de estos. Medir el riesgo de tasa de interés a través de la simulación de los factores de riesgos es un tema importante donde la literatura no es muy extensa comparado con las métricas tradicionales propuestas por Basilea.

Cuando consideramos las tasas de interés, a distintos vencimientos, como factores de riesgos de mercado, asumimos que el comportamiento temporal de las tasas de interés es influenciado por diversas variables de carácter económico, monetario y financiero, y que por ende toda esta información está incorporada en dichas tasas en un determinado periodo. Sin embargo, para la cuantificación de los riesgos es necesario caracterizar las propiedades estadísticas de dichos factores de riesgos.

Antes de ponderar técnicas avanzadas de medición de riesgo de mercado, es necesario resaltar un método que desde el 1994 constituye la base para la medición de riesgo de mercado, este es el Valor en Riesgo (VaR) desarrollado por J.P. Morgan a través de la metodología de *RiskMetrics*. La metodología de *RiskMetrics* se refiere a la medición del riesgo de mercado en las

² En muchos estudios se utiliza indistintamente el concepto de curva de rendimientos para hacer referencia a la ETTI.

funciones de “trading” e inversión, como es el caso de la exposición a los cambios en las tasas de interés asumidas por los inversores en instrumentos de renta fija.

El Análisis de Componentes Principales (ACP) es una técnica puramente estadística que ha presentado resultados robustos en diversas investigaciones en otros mercados de renta fija, esta permite extraer la estructura de correlaciones de los factores de riesgos (tasas de interés) y representarlas en componentes principales que recogen en un número reducido de variables (factor loadings) la mayor variabilidad del conjunto de factores de riesgos. Cada componente principal tiene un impacto en los cambios en las tasas de interés, pero el grado de ese impacto puede ser distinto a lo largo de la ETTI.

Cuando el ACP es aplicado a la ETTI, la evidencia empírica muestra que tres componentes principales explican una gran parte de la variación total de toda la curva de rendimiento, además de mostrar consistencia en diferentes períodos de tiempo. Usualmente, el 1er CP se interpreta como un cambio en el nivel de la curva de rendimiento, el 2do CP viene siendo el cambio en la "inclinación" de la pendiente de la curva de rendimiento y el 3er CP un "giro" o cambio en la curvatura. La descomposición en componentes principales permite formular varios tipos de escenarios considerando shocks en cada uno de estos componentes o una combinación de ellos.

Uno de los métodos más utilizados para generar shocks de los factores de riesgos o componentes principales es la simulación de Monte Carlo, este requiere revalorar completamente el portafolio en los distintos escenarios. La simulación de Monte Carlo es más flexible que otros enfoques, ya que la distribución de los factores de riesgos muestra el rango completo de todas las realizaciones posibles y sus probabilidades. Los datos históricos, aunque no se utilizan para producir escenarios directamente, se necesitan para la calibración.

La simulación de Monte Carlo basada en el análisis de componentes principales se realiza mediante la elaboración de choques aleatorios independientes de la distribución de los tres CP subyacentes a los movimientos de la curva de rendimientos, y luego invierte la representación de ACP para reproducir la estructura de correlación de los cambios en la tasa de interés a lo largo de los diversos puntos de la curva de rendimientos.

A partir de la generación de escenarios producto de la simulación de Monte Carlo, reconstruimos la ETTI para cada una de las simulaciones y calculamos el VaR. Para fines comparativos, también hemos estimado el VaR por simulación histórica y por el enfoque varianza-covarianza.

Nuestro estudio evalúa la exposición al riesgo de tasa de interés de los portafolios de los bancos múltiples en República Dominicana. Seleccionamos sólo los bancos múltiples debido a que estos representan el 80% de la tenencia de los títulos de deuda de las EIFs, dado que no existe información pública sobre las características de las tenencias individuales de cada entidad, utilizamos como “portafolio de mercado” una aproximación a la tenencia a nivel consolidado de la banca múltiple.

Las posiciones se distribuyen a lo largo de diferentes tenores según el plazo restante para el vencimiento, y en cada tenor son ponderadas para reflejar su sensibilidad a los cambios en las tasas de interés. El shock de tasa de interés para cada tenor se deriva del procedimiento de simulación de escenarios basado en la representación de la curva de rendimientos por CP. Los

escenarios se generan al calibrar el procedimiento de simulación sobre las observaciones históricas de los cambios en la tasa de interés.

Los cambios totales en el valor de la posición se calculan en un elevado número de escenarios (10,000) a través de la función de aproximación delta-gamma. El VaR mensual se obtiene eligiendo el primer percentil de la distribución de pérdidas y ganancias.

Finalmente se concluye que el ACP de la estructura temporal de las tasas de interés en el BCRD y MH, a pesar de su relativa corta existencia, arroja resultados similares a los observados en la literatura de aplicaciones en otros sistemas financieros más desarrollados. De las tres formas del cálculo del VaR, la simulación de Monte Carlo presenta una pérdida esperada superior a la simulación Histórica y aun mayor al VaR Paramétrico. Esto se debe a que cada una de estas utiliza supuestos distintos sobre la distribución de probabilidad de los factores de riesgos.

El objetivo es doble, por un lado, caracterizar el comportamiento de la ETTI mediante el ACP, y segundo medir el riesgo de tasas de interés para ser considerado como un potencial escenario de MTM de los bancos múltiples si entrase en vigencia la circular 014-18.

Consideramos que nuestros hallazgos representan un punto de partida importante para que la Autoridad Monetaria y Financiera realice pruebas de estrés a las carteras de inversión de las Entidades de Intermediación Financiera una vez estas tengan la obligación de valorar a mercado y contabilizar apropiadamente sus inversiones en títulos valores de deuda.

El resto del presente estudio está organizado en 6 apartados. Una breve revisión de la literatura en el segundo apartado. El tercer apartado explica la metodología utilizada en el análisis, seguido por la presentación de los datos en el cuarto apartado. El quinto apartado explica los resultados obtenidos, y las conclusiones son expuestas en el sexto apartado.

II. Revisión de la literatura

Es natural que el nacimiento y desarrollo inicial de los mercados financieros sea medido por el nivel de desarrollo de su mercado de deuda pública, ya que este constituye un indicador adelantado de la madurez de los mercados de capitales en los distintos países. Esto trae como consecuencia que grandes aportes de la academia a los mercados financieros, provengan de estudios de los mercados de deuda y las tasas de interés como su principal subyacente.

Algunas técnicas estadísticas o métodos cuantitativos más avanzados son aplicables cuando los mercados alcanzan cierto nivel de desarrollo, de aquí se deriva que los países desarrollados hayan sido los pioneros en ser objeto de interés de publicaciones académicas. Una de estas técnicas es la aplicación del Análisis de Componentes Principales para caracterizar mediante factores el comportamiento de la Estructura Temporal de Tasas de Interés, para lo cual es necesario contar de cierto grado mínimo de desarrollo del mercado secundario de deuda pública.

Mediante el análisis del comportamiento histórico de la ETTI, diversos estudios empíricos han mostrado que aproximadamente el 99% de las variaciones en las tasas de interés es explicada por tres factores obtenidos a través del ACP. Litterman and Sheinkman (1991) fueron los primeros en obtener este resultado para el mercado estadounidense, siendo más tarde validado en otros mercados por Kanony y Mokrane (1992), D Ecclesia y Zenios (1994), Kärki y Reyes (1994),

Barber y Copper (1996), Bühler y Zimmermann (1996), Golub y Tilman (1997), Lekkos (2000), Martellini y Priaulet (2000), Lardic, Priaulet y Priaulet (2003), entre otros.

A continuación, la tabla 1 presenta los resultados:

Autores	País (periodo)	Tipo de Tasa	Rango	Factores	% Explicado/Factor
LS (1991)	USA (1984-1988)	Spot	6M-18A	3	88.04/8.38/1.97
KM (1992)	Francia (1989-1990)	Spot	1A-25A	2	93.7/6.1
DZ (1994)	Italia (1988-1992)	Spot	6M-7A	3	93.91/5.49/0.42
KR (1994)	Alemania/Suiza/USA (1990-1994)	Spot	3M-10A	3	Total: 97/98/98
BC (1996)	USA (1985-1991)	Spot	1M-20A	3	80.93/11.85/4.36
BZ (1996)	Alemania (1988-1996)	Spot	1M-10A	3	71/18/4
	Suiza (1988-1996)				75/16/3
GT (1997)	JPMorgan RiskMetrics - 09/30/96	Spot	3M-30A	3	92.8/4.8/1.27
L (2000)	USA (1984-1995)	1yr Forward	1A-9A	5	56.5/17.4/9.86/8.12/4.3
	Alemania (1987-1995)				50.6/17.3/13.5/8.8/5.8
	Inglaterra (1987-1995)				63.5/6.3/7.5/8.1/5.3
	Japón (1987-1995)				42.8/25.5/17.1/6/4.9
MP (2000)	Francia (1995-1998)	Spot	1M-10A	3	66.64/20.52/6.96
	Bélgica (1995-1998)				62/27/6
	Francia (1995-1998)				62/21/9
LPP (2003)	Alemania (1998-2000)	Spot	1M-30A	3	61/23/6
	Italia (1998-2000)				59/24/7
	Inglaterra (1998-2000)				60/24/9

Tabla 1. Estudios sobre el análisis de componentes principales en mercados extranjeros

Fuente: Martellini, L., Priaulet, P., Priaulet, S., (2003). Fixed-income Securities.

En materia de gestión de riesgos financieros, el referente suele ser el Comité de Basilea del Banco Internacional de Pagos (BCBS), el cual en lo que tiene que ver con la medición del riesgo de mercado, promueve dos métodos para el cálculo de los requerimientos de capital por riesgo de mercado, estos son el Método de Medición Estándar y el Método de Estimaciones Propias o Modelos Internos, para este último su primera reglamentación fue concluida en diciembre de 1995, permitiendo así a los bancos utilizar modelos internos para medir la exposición al riesgo de mercado, expresado en términos del Valor en Riesgo.

Por su parte, el FMI a través de su Informe sobre la Estabilidad Financiera Mundial, desde la crisis financiera del 2008 ha resaltado la importancia de la supervisión macroprudencial y el rol preponderante de los Bancos Centrales en la evaluación del riesgo sistémico, constituyendo el riesgo de mercado un componente clave en las metodologías de evaluación de riesgo sistémico propuestas.³ El apoyo de la academia ha sido vital en el desarrollo de metodologías de cuantificación del riesgo sistémico desde distintos enfoques, muchos estudios muestran que el riesgo sistémico puede ser provocado por un solo factor, así como por una combinación de factores, dependiendo de las variables analizadas. Para los mercados en los que predominan los bonos de deuda pública en las carteras de inversión de los bancos, la ETTI como variable principal en el análisis del riesgo de tasa de interés toma aún mayor relevancia.

³ Pimentel, A. (2013), "Análisis de Riesgo Sistémico en Europa en el Contexto de la Crisis Financiera Global", trabajo de investigación Master en Banca y Finanzas Cuantitativas.

Dentro de los principales estudios realizados sobre la aplicación de componentes principales en la medición del riesgo de tasa de interés podemos citar los siguientes:

- Litterman y Sheinkman (1991) fueron los primeros en utilizar el ACP para identificar la cantidad de factores necesarios para caracterizar el comportamiento de la ETTI. Estos evalúan los factores comunes que afectan los rendimientos de los bonos del tesoro americano, identificando que la mayor variación puede ser explicada por tres factores, a los que llaman nivel, pendiente y curvatura. Una vez identificado estos factores, deducen que los mismos presentan mejores propiedades para realizar las coberturas de un portafolio con instrumentos de renta fija que la cobertura obtenida por el enfoque de duración de Macaulay.
- Golub y Tilman (1997) cuantifican el riesgo de los movimientos en la curva de rendimientos mediante el uso del ACP y la medida de VaR ajustado por las duraciones de tasas claves.
- Frye (1997) adopta un enfoque basado en factores para el cálculo de la metodología del VaR, partiendo del ACP de la curva de rendimientos. Este genera escenarios prefijados de los factores identificados en base a combinaciones lineales de los componentes principales como choques independientes y estima una pérdida y ganancia hipotética para cada escenario de un portafolio de renta fija diversificado, compuesto además por opciones financieras y posiciones cortas.
- Fiori y Iannotti (2006) evalúan la exposición de riesgo de tasas de interés de los bancos en Italia mediante una metodología de VaR por Componente Principales basada en simulación de Monte Carlo, siguiendo un enfoque paramétrico y no paramétrico con el objetivo de modelizar los cambios en las tasas de interés cuando los factores de riesgos subyacentes presentan asimetría y curtosis.
- Hagenbjork y Blomvall (2018) utilizan el ACP y la simulación de Monte Carlo para generar escenarios de la estructura temporal de tasas de interés de EE.UU y con ello medir el riesgo de tasa de interés por el VaR mediante la distribución de pérdida y ganancia simulada, utilizando para la modelización de la distribución de los componentes principales modelos univariantes GARCH con distribuciones t-student en los residuos y cópulas para modelar la co-dependencia, esto aplicado al mercado de derivados de tasas de interés.

En el Mercado dominicano, hemos identificado los siguientes trabajos:

- Reyes (1999) mide el riesgo de mercado de las instituciones financieras dominicanas, observando una alta correlación entre los distintos plazos de la curva de rendimientos de los certificados de depósitos, a la vez que revela ineficiencias en el mercado financiero reflejado en el comportamiento de la curva de rendimiento.
- Jiménez (2007) evalúa el riesgo de mercado mediante la metodología del VaR con modelos de volatilidad condicional integrado de forma dinámica con simulación de Monte Carlo.
- Hernández (2010) estima la Estructura Temporal de Tasas de Interés para analizar su impacto en la rentabilidad y riesgo del sistema de pensiones de capitalización individual en conjunto con los factores macroeconómicos que inciden en su comportamiento.
- Reyes (2011) construye para el mercado dominicano la estructura de tasas cero cupón del Ministerio de Hacienda de la República Dominicana, mediante los métodos de bootstrapping, Nelson & Siegel y Svensson. Concluyendo que a pesar del bajo desarrollo

que en el periodo evaluado presentaba el mercado de valores dominicano, la metodología de Nelson & Siegel captura con buen ajuste la estructura de tasas cero cupón.

- Delgado y García (2013) desarrollan un índice de estabilidad bancaria para República Dominicana aplicando la técnica de componentes principales a indicadores financieros contruidos de los balances financieros consolidados de las Entidades de Intermediación Financiera.

Para el caso dominicano no se evidencia un estudio que integre el ACP a la caracterización del comportamiento de la ETTI y su aplicación en la medición del riesgo de tasa de interés de las entidades de intermediación financiera. Nuestro estudio está estrechamente relacionado al de Fiori y Iannotti (2006), y Hagenbjork y Blomvall (2018), utilizando algunos métodos o variantes más apropiadas a las particularidades del mercado dominicano y un enfoque “Asset-only” a la cartera de inversión de los bancos múltiples.

III. Metodologías

En esta sección describimos las metodologías aplicadas a los datos para cuantificar la aproximación al riesgo de tasas de interés de los Bancos Múltiples en la República Dominicana. En primer lugar, utilizamos el modelo de Nelson y Siegel⁴ para la generación de la ETTI histórica del BCRD y el MH como emisores de deuda pública en el mercado dominicano, luego aplicamos el ACP para extraer la estructura de correlaciones de estos factores de riesgo e identificar cuantos componentes son necesarios para explicar en más de 98% las variaciones de la ETTI de ambos emisores. Finalmente, a partir de la modelización de los tres componentes principales de cada emisor, estimamos el VaR por simulaciones de Monte Carlo, en conjunto con el enfoque de Varianza-Covarianza y simulación Histórica, siendo estos los tres métodos más utilizados y recomendados por el Comité de Basilea.

1. Nelson y Siegel (1987).

El modelo más utilizado para la estimación de la ETTI en los mercados de deuda pública es sin lugar a duda el modelo de Nelson y Siegel. Para el caso dominicano, este modelo también presenta un mejor ajuste a los datos observados en las cotizaciones de compra/venta de los instrumentos de deuda pública negociados en el mercado dominicano, además de que mantiene un número reducido de parámetros a estimar, propiedad deseada en los modelos econométricos.

El modelo de estructura de tasas de Nelson y Siegel (1987) se deriva de la solución de una ecuación diferencial ordinaria que describe la dinámica de las tasas de interés, la cual viene dada por:

$$f(0, \theta) = \beta_0 + \beta_1 \exp\left(-\frac{\theta}{\tau_1}\right) + \beta_2 \left(\frac{\theta}{\tau_1}\right) \exp\left(-\frac{\theta}{\tau_1}\right) \quad (1)$$

⁴ Nelson, C.R. and Siegel, A. F., 1987, “Parsimonious Modeling of Yield Curves”, Journal of Business, 60(4), 473-489.

Donde $f(0, \theta)$ representa la tasa forward instantánea de hoy (0) para la fecha θ .⁵

$$R^c(0, \theta) = \frac{1}{\theta} \int_0^\theta f(0, s) ds \quad (2)$$

Resolviendo la integral que relaciona las tasas forwards con las tasas cero cupón (ecuación 2), obtenemos la ecuación central del modelo de Nelson y Siegel.

$$R^c(0, \theta) = \beta_0 + \beta_1 \left[\frac{1 - \exp\left(-\frac{\theta}{\tau}\right)}{\frac{\theta}{\tau}} \right] + \beta_2 \left[\frac{1 - \exp\left(-\frac{\theta}{\tau}\right)}{\frac{\theta}{\tau}} - \exp\left(-\frac{\theta}{\tau}\right) \right] \quad (3)$$

Donde:

- $R^c(0, \theta)$ es la tasa cero cupón compuesta continua en el tiempo cero con madurez θ .
- β_0 es el límite de $R^c(0, \theta)$ cuando θ tiende a infinito. En la práctica es la tasa de interés de largo plazo.
- β_1 es el límite de $R^c(0, \theta)$ cuando β_0 tiende de θ a cero. Es el spread entre las tasas de corto y largo plazo.
- β_2 es un parámetro de curvatura.
- τ es un parámetro de escala que mide la tasa a la cual los componentes de corto y mediano plazo decaen a cero.

Para construir la curva de tasas cero cupón a partir de esta metodología se estiman los parámetros $\beta_0, \beta_1, \beta_2, \tau$ que satisfacen la condición de la ecuación siguiente:

$$\min_{\hat{\beta}} \sum_{j=1}^n \left(P_t^j - \widehat{P}_t^j \right)^2 \quad (4)$$

2. Análisis de Componentes Principales.

El Análisis de Componentes Principales (ACP), es una técnica estadística que permite representar la correlación observada entre un conjunto de variables a través de la ortogonalización de las series temporales de los datos históricos asociados, e identificar los factores más importantes que determinan los procesos estocásticos multidimensionales, convirtiéndose así en un método que permite caracterizar la estructura dominante dentro de un conjunto de números aleatorios.

La flexibilidad en la aplicación de los componentes principales, así como su potencial de arrojar resultados robustos en el análisis de riesgos y en particular en el presente estudio, nos ha llevado a la implementación de esta técnica en el estudio de las correlaciones entre las tasas de interés de los distintos vencimientos de los bonos emitidos por el BCRD y el MH, variable fundamental en la cuantificación del riesgo de tasa de interés.

El ACP permite representar la información contenida en una matriz de orden $(n \times k)$ como una combinación lineal de k variables intercorrelacionadas entre sí que se denominan componentes principales, por ello, cada componente ofrece nueva información con relación a los anteriores. Esta

⁵ La tasa forward instantánea es la tasa forward de un bono que vence en un periodo infinitesimal.

herramienta permite además determinar qué proporción de la varianza total es explicada por cada componente y así poder reducir la dimensionalidad de un conjunto de variables.

En este caso, el ACP se produce por una descomposición de la matriz de varianza-covarianza (Σ) de determinados tenores de la ETTI de los instrumentos de deuda emitidos por el BCRD y el MH, en una matriz ortogonal de autovectores (V) de la matriz de correlaciones de las tasas de interés y la matriz diagonal de los autovalores (Λ).

Suponiendo que la matriz de covarianza es $\Sigma = \frac{XX'}{T}$, ($k \times k$), como es una matriz simétrica, puede ser factorizada de las siguientes formas:

$$\Sigma = V\Lambda V' \quad (5)$$

$$\Sigma V = V\Lambda \quad (6)$$

Como Σ es semidefinida positiva,

$$\Sigma = V\Lambda^{\frac{1}{2}} \left(V\Lambda^{\frac{1}{2}} \right)' \quad (7)$$

Donde V , ($k \times k$), es una matriz ortogonal de Σ 's autovectores en cada columna, y Λ , ($k \times k$), es una matriz diagonal que corresponde a los autovalores de Σ . Entonces,

$$\Lambda = \begin{pmatrix} \lambda_1 & & \\ & \ddots & \\ & & \lambda_n \end{pmatrix} \quad (8)$$

Donde $\lambda_1 > \dots > \lambda_n \geq 0$, son los respectivos autovalores.

La varianza del componente principal i -ésimo es igual a:

$$\frac{\lambda_i}{\sum_{k=1}^n \lambda_k} \quad (9)$$

Que no es más que la proporción de la varianza total explicada por cada componente.

El autovector asociado al mayor autovalor es el primer componente principal y este proporciona la parte dominante de la estructura. Si las variables originales están altamente correlacionadas, el primer componente principal (CP1), relacionado con el mayor autovalor, será significativamente mayor que los demás autovalores, y por ende explicará un alto porcentaje de la variabilidad conjunta.

Así, el primer factor explica,

$$\frac{\lambda_1}{\lambda_1 + \lambda_2 + \dots + \lambda_N} \quad (10)$$

Los primeros dos factores explican,

$$\frac{\lambda_1 + \lambda_2}{\lambda_1 + \lambda_2 + \dots + \lambda_N} \quad (11)$$

Y así sucesivamente.

En el presente estudio, la suma de todos los autovalores representa la estructura de variabilidad total de la ETTI de cada emisor de deuda pública, lo que es igual a la suma de las varianzas de la matriz de covarianzas, y la suma de cada uno de los autovalores define la fracción acumulada de riesgo. Cuando las tasas de rendimientos de los bonos presentan una elevada correlación, un número reducido de componentes principales pueden explicar gran parte de la volatilidad de las curvas de rendimientos. De la misma manera, los autovectores son considerados como los factores sistemáticos de riesgo de tasas de interés en el cálculo de las métricas de riesgo.

El procedimiento de simulación basado en ACP deja a discreción la selección de escenarios y da una idea de la probabilidad de los resultados en términos de niveles de confianza. En la representación inversa de los componentes principales, los cambios en las tasas de interés X se expresan en función de los nuevos factores de riesgo P , donde los coeficientes de ponderación W ("factor loading") capturan la correlación en el sistema y explican la contribución de cada factor de riesgo a la varianza general.

$$X = PW' \quad (12)$$

Una vez realizado el ACP, realizamos simulaciones de los nuevos factores de riesgo para producir diferentes escenarios posibles. Dado que cada CP es una combinación lineal de las variables originales, es posible elegir escenarios de la cola de la distribución simulada y generar eventos de cola de los factores de riesgo originales. Los métodos más utilizados en el proceso de simulación son el de simulación histórica y simulación de Monte Carlo, los cuales empleamos en el presente estudio.

3. Simulación de Monte Carlo de cambios en la ETTI aplicando el Análisis de Componentes Principales.

El ACP es una técnica ampliamente utilizada en la gestión de riesgo que permite reducir la cantidad de factores de riesgo que impulsan los cambios en el valor de los portafolios y, por lo tanto, la carga computacional de la revalorización de los portafolios. Esta técnica es especialmente útil en la simulación de Monte Carlo, ya que esta requiere revalorar completamente el portafolio en los distintos escenarios.⁶

La simulación de Monte Carlo es más flexible que otros enfoques, ya que la distribución de los factores de riesgo muestra el rango completo de todas las realizaciones posibles y sus probabilidades. Los datos históricos, aunque no se utilizan para producir escenarios directamente, se necesitan para la calibración. La simulación de Monte Carlo basada en el ACP se realiza mediante la elaboración de choques aleatorios independientes de la distribución de los tres CP subyacentes a los movimientos de la curva de rendimientos, y luego invierte la representación de ACP para reproducir la estructura de correlación de los cambios en las tasas de interés a lo largo de los diversos puntos de la curva de rendimiento.

Por lo general, los escenarios basados en CP se simulan suponiendo que las distribuciones estadísticas de los factores de riesgo son normales estándar. Kreinen y Col. (1998) realizan una simulación de Monte Carlo de los movimientos a lo largo de la curva de rendimiento utilizando

⁶ Press et al., 1996.

los resultados de ACP para obtener cambios correlacionados y suponiendo que los componentes principales siguen una distribución normal. Esta hipótesis, que permite simplificar el costo computacional, no suele ser la realidad de los mercados de deuda, los rendimientos empíricos en diferentes mercados muestran picos más altos y colas más pesadas (mayor curtosis) de lo que predice una distribución normal, especialmente en horizontes cortos. Diversos estudios sobre factores de riesgo de mercado encuentran consistentemente una mayor asimetría y colas más pesadas que lo que implica la distribución normal.

En general, existen dos enfoques diferentes en la literatura para modelar la no normalidad de las series de tiempo financieras. Un enfoque es utilizar un modelo de volatilidad estocástica, donde las distribuciones de rendimiento condicionales son normales pero su variación varía con el tiempo. Otro enfoque es modelizar directamente la distribución incondicional utilizando una función de densidad no normal. Se han propuesto varias distribuciones posibles en la literatura que, dado que tienen colas más gruesas, permiten movimientos más grandes en los extremos de la distribución (por ejemplo, la distribución t de Student, la distribución lambda generalizada y otras).

Pasos:

1. Modelización de los factores sistemáticos de riesgo de tasas de interés.
 - Los 3 primeros componentes principales caracterizan los movimientos de los factores sistemáticos de riesgo de tasas de interés que afectan al portafolio de mercado.
 - Debido a que los factores son aproximadamente independientes, aplicamos modelos univariantes de series temporales a las series históricas de cada factor, específicamente modelos autorregresivos. Para cada componente se realizó la especificación apropiada del modelo con su correspondiente ecuación de la media y en los casos que fue necesario se realizó el tratamiento necesario para la heterocedasticidad condicionada por modelos GARCH.
 - Nuestro estudio sugiere que la constante del modelo no es estadísticamente significativa, lo cual va acorde con lo observado en la literatura para este tipo de aplicaciones.
 - Los residuos de la regresión siguen una distribución t-student, bajo el entendido de que esta da mayor valor a la probabilidad de que ocurran valores extremos en los factores de riesgos. Adicionalmente presenta una aproximación más conservadora ante una periodicidad de la data menor (mensual) a la utilizada en otros mercados (diaria).
 - El criterio de información de Akaike (AIC) fue utilizado para seleccionar la distribución y el orden apropiado de los modelos.
2. Se generan 10,000 números aleatorios independientes a partir de la distribución de probabilidad sugerida en el punto uno.
3. Reconstruimos los distintos escenarios de la ETTI a partir de las simulaciones de los tres primeros componentes principales que caracterizan la ETTI, generando así un número elevado de choques en la ETTI.

Los resultados obtenidos en las pruebas de normalidad de los CPs, y sus respectivos histogramas, justifican el uso de una distribución t-student.

4. Simulación Histórica.

La simulación histórica estima la distribución de los cambios en los factores de riesgo (tasas de interés) basándose en un número finito de observaciones que ocurrieron en el pasado. De esta manera, este tipo de simulación supone que la distribución empírica de los factores de riesgo en el pasado es constante y, por lo tanto, representativa de los resultados en el futuro. Es un método no paramétrico que no depende de ningún supuesto sobre la distribución de probabilidad del factor de riesgo subyacente.

Pasos:

1. Se utilizan “n” observaciones de datos históricos, siendo la última observación el mes “n”, sobre los movimientos mensuales de todas las variables de mercado definidas como factores de riesgo que en nuestro caso son los diferentes vencimientos de la ETTI.
2. Cada escenario corresponde al cambio mensual de la serie histórica entre los factores de riesgo seleccionados, aplicados a la valoración en la fecha “n”, generando así n-1 escenarios.
3. Se generan nuevas series de los factores de riesgo a partir de los escenarios.

5. Métodos locales de valoración.

Empleamos la función de aproximación delta-gamma para inferir los cambios en el valor de las posiciones generados por las simulaciones, tomando en cuenta los factores de sensibilidad de 1er y 2do orden a los movimientos de las tasas de interés. Este método mantiene la simplicidad de la valoración local, mientras considera las no linealidades en la relación entre los cambios en las tasas de interés y el cambio en el valor de la posición.

Partiendo de la fórmula de valoración de un bono:

$$P_t = \sum_{i=1}^m \frac{F_i}{(1+y_t)^{t_i-t}} \quad (13)$$

P_t : precio del bono en el periodo t;

F_i : i-ésimo flujo del bono;

y_t : tasa de rendimiento o descuento en el periodo t;

m: cantidad de flujos del bono.

Aplicamos la expansión de Taylor de 2do orden al valor de un bono:

$$dP(y) = P'(y)dy + \frac{1}{2}P''(y)(dy)^2 + o((dy)^2) \approx \$Dur(P(y)) dy + \frac{1}{2}\$Conv(P(y))(dy)^2 \quad (14)$$

Donde,

$$P'(y) = - \sum_{i=1}^m \frac{(t_i-t)F_i}{[1+y_t]^{t_i-t+1}} \quad (15)$$

Y,

$$P''(y) = \sum_{i=1}^m \frac{(t_i - t)(t_i - t + 1)F_i}{[1 + y t_i]^{t_i - t + 2}} \quad (16)$$

Dividiendo la ecuación (14) por $P(y)$, para obtener una aproximación del cambio relativo en el valor del bono:

$$\frac{dP(y)}{P(y)} \simeq -MD(P(y)) dy + \frac{1}{2}RC(P(y)) (dy)^2 \quad (17)$$

Donde

$$MD(P(y)) = -\frac{P'(y)}{P(y)} \quad (18)$$

Es la duración modificada, y,

$$RC(P(y)) = \frac{P''(y)}{P(y)} \quad (19)$$

Es la Convexidad Relativa del bono.

La duración modificada y la convexidad relativa del portafolio pueden ser calculadas como un promedio ponderado de la duración y convexidad de cada bono:

$$MD_P = \sum_{i=1}^n w_i MD_i \quad (20)$$

$$RC_P = \sum_{i=1}^n w_i RC_i \quad (21)$$

Que satisface la siguiente restricción:

$$\sum_{i=1}^n w_i = 1 \quad (22)$$

6. Medidas de riesgos.

Una de las métricas de riesgo más utilizada es el Valor en Riesgo (VaR). El VaR cuantifica la peor pérdida para un periodo de tiempo, dada la exposición en riesgo y un determinado nivel de significancia probabilística. Para el caso nuestro, la metodología VaR puede interpretarse como la peor pérdida en el 99% de los casos que puede tener la Banca Múltiple Dominicana en un periodo de un mes, existiendo así una probabilidad de un 1% de que la pérdida sea mayor a la estimada.

Con el objetivo de contar con un espectro amplio de la caracterización del riesgo de tasas de interés, estimamos la metodología VaR en varias de sus vertientes: Paramétrico (Varianza-Covarianza), Simulación Histórica y Simulación de Montecarlo.

El VaR paramétrico parte del supuesto de que los factores riesgo siguen una distribución normal (con curtosis de 3 y asimetría estadística de 0). De esta manera, utilizando los primeros dos momentos de la distribución, así como la matriz de correlaciones de los factores de riesgo junto a sus sensibilidades, se estima el peor escenario de pérdida.

Por su parte, el VaR por simulación histórica utiliza la distribución empírica de los factores de riesgo en un periodo dado, a partir de esta aplica la medida de posición (percentil) para estimar el peor escenario de pérdida.

El VaR por Montecarlo surge de la simulación de un gran número de escenarios aleatorios sobre los factores de riesgo a través de la modelización de la distribución que siguen dichos factores. A partir de estos se genera una distribución de todos los resultados posibles y se estima el peor escenario de pérdida con la medida de posición (percentil).

A partir de la generación de escenarios producto de la simulación Histórica y de Monte Carlo, se reconstruye la ETTI para cada una de las simulaciones y se aplican a las distintas medidas del VaR. Debido al alto número de instrumentos, vencimientos dentro de cada emisor y elevada correlación entre vencimientos cercanos, utilizamos la técnica de Asignación de Flujos de Caja (Cash Flow Mapping) para asignar las posiciones a cada uno de los factores de riesgo elegidos a través de la duración modificada de cada posición. En base a esto estimamos las siguientes medidas de VaR:

- i. VaR por enfoque Varianza-covarianza.
 - a) Transformamos a primera diferencia la serie histórica de las tasas de interés;
 - b) Luego calculamos la matriz de correlaciones y matriz de covarianza de los factores de riesgo en primeras diferencias;
 - c) Valoramos a valor de mercado el portafolio de mercado;
 - d) Calculamos la duración modificada y convexidad relativa de cada instrumento de deuda y del portafolio de mercado;
 - e) Mapeamos la exposición del portafolio a los distintos vencimientos de la ETTI;
 - f) Aplicamos un análisis de correlaciones en la ETTI para identificar los principales factores de riesgo a utilizar en el VaR;
 - g) Calculamos las ponderaciones del portafolio a cada factor de riesgo;
 - h) Calculamos el VaR por la siguiente fórmula:

$$VaR = z_c \sigma(\Delta R) \left(DM^2 + \frac{1}{2} CR^2 \sigma^2(\Delta R) \right)^{\frac{1}{2}} \quad (23)$$

Donde:

z_c : valor de corte de la distribución normal con nivel de confianza c ;

$\sigma(\Delta R)$: desviación estándar de los factores de riesgos;

DM : duración modificada del portafolio;

CR : convexidad relativa del portafolio.

- ii. VaR por Simulación de Monte Carlo.
 - a. A partir de las simulaciones de la ETTI generadas en la sección III-3, se calculan las pérdidas y ganancias por el método delta-gamma de las posiciones mantenidas en el portafolio en la fecha de corte, basado en cada uno de los escenarios.
 - b. Se construye una distribución de probabilidad para el cambio en el valor del portafolio de mercado (P&L) y se obtiene la exposición al riesgo de tasa de interés seleccionando el 1er percentil de la distribución de acuerdo con la representación gráfica del VaR mostrada en la figura 4.

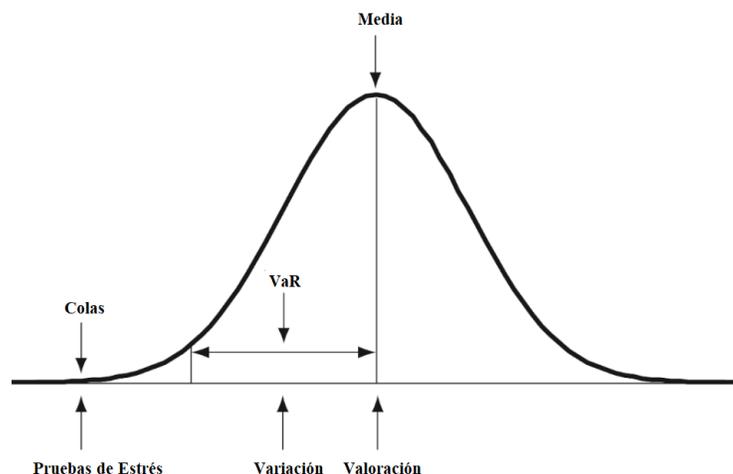


Figura 4. Forma de cálculo del VaR a partir de la función de distribución de pérdida y ganancia

Fuente: Jorion, P. Value at Risk. The New Benchmark for Managing Financial Risk, 3rd Edition.

iii. VaR por simulación histórica.

- i) A partir de las simulaciones de la ETTI generadas en la sección III-4, se calculan las pérdidas y ganancias por el método delta-gamma de las posiciones mantenidas en el portafolio en la fecha de corte, basado en cada uno de los escenarios.
- j) Se construye una distribución de probabilidad para el cambio en el valor del portafolio de mercado (P&L) y se obtiene la exposición al riesgo de tasa de interés seleccionando el 1er percentil de la distribución de acuerdo con la representación gráfica del VaR mostrada en la figura 4.

IV. Datos

Los datos utilizados para la estimación histórica de la ETTI provienen de sondeos de Bid/Offer de los instrumentos de deuda de referencia de la curva de rendimientos del BCRD y MH, realizado a las principales Entidades de Intermediación Financiera y Participantes del Mercado de Valores al cierre de cada mes, desde diciembre 2013 a diciembre 2019.

A partir de los sondeos de las tasas de rendimiento de compra y venta para cada uno de los tenores de referencia de las curvas de rendimientos de los distintos emisores de deuda, calculamos el promedio simple entre el Bid y Offer (Mid Market) para cada tenor y de todos los participantes que fueron sondeados, y utilizamos como tasa de referencia y nodo de la curva para la estimación de la ETTI por Nelson y Siegel.

A partir de la ETTI histórica generada por N&S, seleccionamos como factores de riesgo de tasa de interés los vencimientos a 1m, 3m, 6m, 1a, 2a, 3a, 5a y 7a del BCRD y a 1m, 3m, 6m, 1a, 2a, 3a, 5a, 7a, 10a y 12a del MH, en consonancia con las mejores prácticas internacionales ya que estos capturan una elevada estructura de correlación entre las tasas cercanas.

Definimos como portafolio de mercado las tenencias de instrumentos de deuda del BCRD y el MH por parte de los bancos múltiples al 31 de diciembre de 2019, obtenidas de las

publicaciones mensuales del BCRD y MH.⁷ En vista de que no existe información pública sobre los instrumentos específicos y ponderaciones que poseen los bancos en cada uno de estos emisores, hicimos el supuesto de que el peso y composición de las carteras de inversión de estas entidades es proporcional a los montos en circulación de cada uno de los emisores. Es decir, para determinar el monto de la inversión de la banca múltiple en un determinado instrumento, asumimos que este tiene el mismo porcentaje en el portafolio de los bancos que el que tiene dicho instrumento en las emisiones en circulación. En el anexo 1, las tablas 20, 21, 22 y 23 muestran las emisiones en circulación del BCRD y MH, y el portafolio de mercado del BCRD y MH, respectivamente.

Hemos excluido las letras emitidas por el BCRD debido a su baja representatividad dentro de la deuda total, además de que por su naturaleza estas acarrearán muy bajo riesgo de tasa de interés.

V. Resultados.

1. Estructura de Temporal de Tasas de Interés.

Para medir el riesgo de tasa de interés del portafolio de instrumentos del BCRD y MH de la Banca Múltiple Dominicana es necesario modelar el principal factor de riesgo que afecta el valor de los instrumentos que lo conforman. El conjunto de tasas de rendimiento (Yield to Maturity) para un momento determinado en el tiempo queda representado por la Estructura de Temporal de tasas de Interés (ETTI).

En este trabajo se estimó la versión Nelson & Siegel (1987) dado que en el periodo diciembre 2013-diciembre 2019 la data observada muestra las siguientes características: relación positiva entre tasa y vencimiento (estructura con pendiente positiva) y bajo nivel de concavidad. La figura 5 muestra el comportamiento histórico de la ETTI del MH y el BCRD.

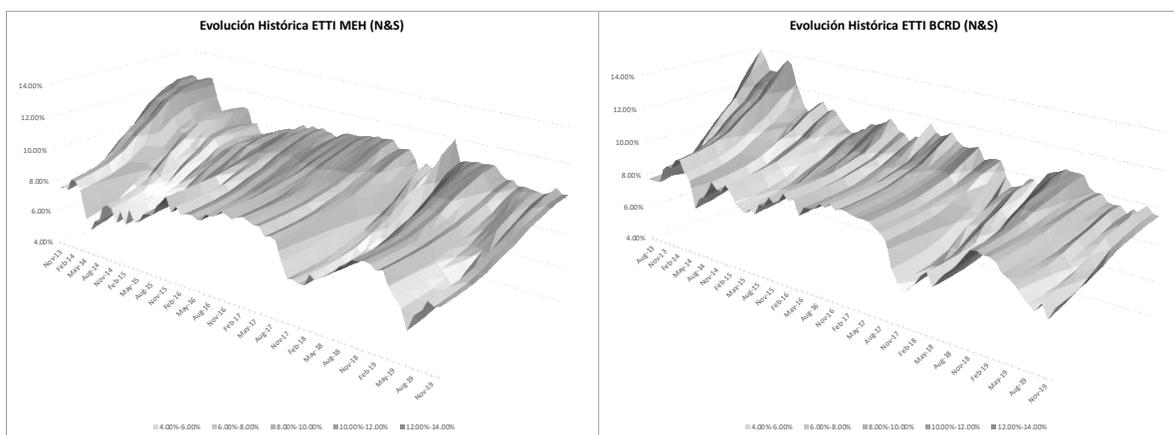


Figura 5. Evolución histórica de la ETTI del BCRD y MH (Dic/2013- Dic/2019)

Fuente: Elaboración propia.

⁷ MH: <https://www.creditopublico.gob.do/emisiones/interna>

BCRD: <https://bancentral.gov.do/a/d/2598-subasta#>

El portafolio de mercado, como proxy de la tenencia de los BM, se seleccionó a la fecha de corte del 31 de diciembre de 2019, la forma de la ETTI en dicha fecha, para ambos emisores, se puede observar en la figura 6.

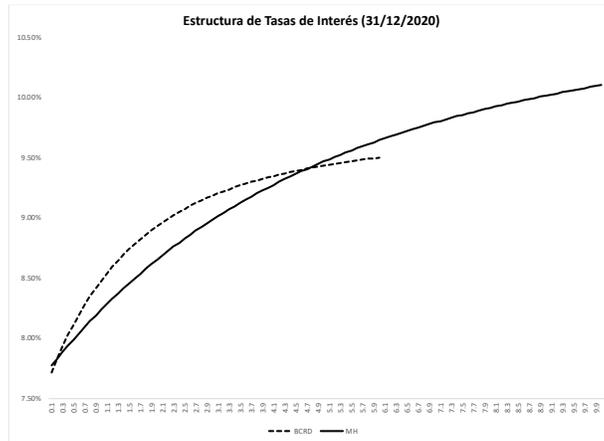


Figura 6. Estructura Temporal de Tasas de Interés del BCRD y MH (Dic/2019)

Fuente: Elaboración propia a partir de estimaciones por modelo N&S.

Esta representación permite calcular el valor de mercado del portafolio seleccionado y sus respectivas medidas de riesgos. Además, los plazos o instrumentos que no cuentan con información (tasas a vencimientos no observados) pueden ser estimados a través del modelo N&S ya que el mismo ofrece una relación continua entre rendimiento y vencimiento con respecto a la data observada.

Se estimaron dos ETTI, una para los instrumentos del BCRD y otra para los del MH, esta separación se hace necesaria ya que existen diferencias en las características de los instrumentos de cada emisor, como son: distinto tratamiento impositivo, funcionamiento del mercado primario, formación de precios, entre otros. En la figura 5 se observan diferencias de manera sistemática a lo largo de la curva de rendimientos.

Los parámetros obtenidos para el corte de valoración (diciembre 2019) y mostrados en la tabla 2, corroboran diferencias significativas en la tasa de largo plazo (β_0), el spread entre las tasas de corto y largo plazo (β_1), y en la caída de componentes de corto y mediano plazo (τ).

	$\tau(\text{tao})$	β_0	β_1	β_2
BCRD	0.91	9.84	-2.24	0.00
MH	2.79	10.99	-3.27	0.00

Tabla 2. Parámetros modelo Nelson y Siegel (Dic/2019)

Fuente: Elaboración propia a partir de estimaciones por modelo N&S.

Las series de tiempo de las tasas de descuento estimadas para los diversos plazos (thetas) dentro del periodo de estudio exhiben las siguientes características: reversión a la media, correlación decreciente respecto a la madurez y cambio en la volatilidad con respecto a la madurez.

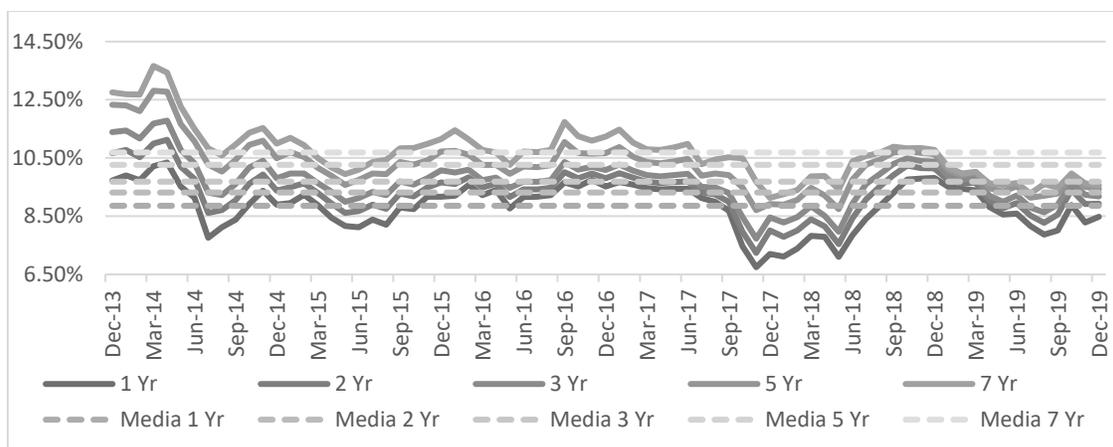


Figura 7. Evolución temporal de tasas de descuento del BCRD (Dic/13-Dic/2019)

Fuente: Elaboración propia a partir de estimaciones por modelo N&S.

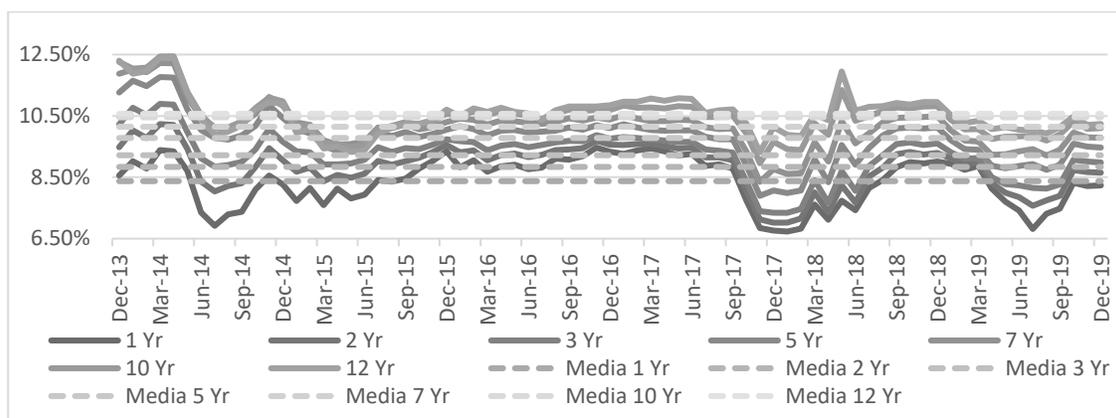


Figura 8. Evolución temporal de tasas de descuento del MH (Dic/13-Dic/2019)

Fuente: Elaboración propia a partir de estimaciones por modelo N&S.

Las figuras 7 y 8 presentan que las tasas de descuento del BCRD y MH tienen reversion a la media durante el periodo de estudio. La reversion a la media se observa en subperiodos que van desde los 5 meses de duración hasta 14 meses. Aunque se observan diferencias significativas en el nivel, estas siguen una tendencia similar a lo largo del tiempo. Este comportamiento es persistente a lo largo del periodo de estudio y es consistente con la evidencia empírica hallada en otros países.

Tenores	1Yr-MH	2Yr-MH	3Yr-MH	5Yr-MH
1Yr-MH	1.00	0.97	0.91	0.81
2Yr-MH	0.97	1.00	0.98	0.91
3Yr-MH	0.91	0.98	1.00	0.97
5Yr-MH	0.81	0.91	0.97	1.00

Tabla 3. Matriz de correlaciones de los factores de riesgos del BCRD

Fuente: Elaboración propia a partir de los resultados de las estimaciones.

Tenores	6m-MH	1Yr-MH	2Yr-MH	3Yr-MH	5Yr-MH	7Yr-MH	10Yr-MH
6m-MH	1.00	0.98	0.87	0.77	0.65	0.62	0.63
1Yr-MH	0.98	1.00	0.95	0.87	0.77	0.73	0.70
2Yr-MH	0.87	0.95	1.00	0.98	0.91	0.86	0.78
3Yr-MH	0.77	0.87	0.98	1.00	0.97	0.92	0.82
5Yr-MH	0.65	0.77	0.91	0.97	1.00	0.98	0.89
7Yr-MH	0.62	0.73	0.86	0.92	0.98	1.00	0.95
10Yr-MH	0.63	0.70	0.78	0.82	0.89	0.95	1.00

Tabla 4. Matriz de correlaciones de los factores de riesgos del MH

Fuente: Elaboración propia a partir de los resultados de las estimaciones.

Las matrices de correlación (tabla 3 y 4) de los factores de riesgos del BCRD y MH muestran que las tasas de descuento no están perfectamente correlacionadas y muestran una correlación decreciente con respecto a la madurez. Es importante destacar que las tasas de MH exhiben una correlación menor en comparación a las del BCRD para un mismo vencimiento o madurez. No obstante, los niveles de correlación son altos para ambos emisores.

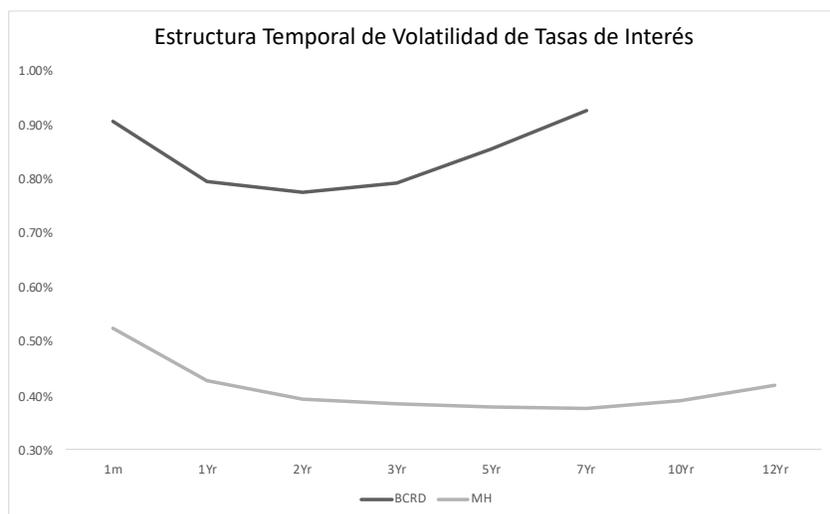


Figura 9. Estructura temporal de volatilidad de BCRD y MH

Fuente: Elaboración propia.

Las volatilidades históricas de las tasas descuento denotadas en la figura 9, medidas a través de su desviación estándar, revelan un comportamiento que cambia con respecto a la madurez de las tasas. Para ambos emisores se observa que la volatilidad de las tasas disminuye hasta la parte media (2Yr- 3Yr) de los vencimientos y a partir de esta la volatilidad vuelve a incrementar. Este hallazgo es característico del mercado local pues la evidencia empírica sugiere un comportamiento de volatilidad decreciente con respecto a la madurez. Las tasas de descuento de los instrumentos del BCRD reflejan una mayor volatilidad que las de los instrumentos del MH, además, la volatilidad de las tasas de los instrumentos de largo plazo del BCRD es mayor a las de corto plazo, no así para los instrumentos del MH donde la volatilidad de los instrumentos de corto plazo es mayor respecto a los de largo plazo. Este comportamiento puede obedecer a que gran porcentaje de la colocación primaria se realiza en la parte larga de ambas curvas, en el caso del BCRD 5a-7a y en el del MH 10a-15a.

2. Componentes Principales.

Para modelar la varianza conjunta de las distintas tasas de descuento que impactan los instrumentos que conforman el portafolio de mercado, se realizó un Análisis de Componentes Principales (ACP). Esta metodología permite estimar el porcentaje explicativo que tienen los componentes de la ETTI: Nivel, Pendiente y Curvatura, como muestra la tabla 5.

Factor	BCRD	MH
1-Nivel	86.64%	76.89%
2-Pendiente	11.80%	19.06%
3-Curvatura	1.51%	3.98%

Tabla 5. Porcentaje de explicación de cada componente principal a la varianza total de los datos observados

Fuente: Elaboración propia.

La varianza de las tasas de descuento de los instrumentos domésticos se circunscribe a la evidencia empírica encontrada por Martínez y Nuñez (2011), donde el nivel y pendiente explican un alto porcentaje de la varianza de las tasas de descuento. No obstante, se encuentran diferencias significativas entre los porcentajes explicados por los componentes entre MH y BCRD. Como bien se señaló anteriormente ciertas características de los instrumentos difieren entre ambos emisores, pero un elemento que impacta el ACP es el rango de vencimientos observados, el cual es mucho mayor para el Ministerio de Hacienda. La evidencia empírica también sustenta este hallazgo, para ETTIs con plazo mayores la pendiente y curvatura tienen un poder explicativo mayor que para curvas de menor plazo.

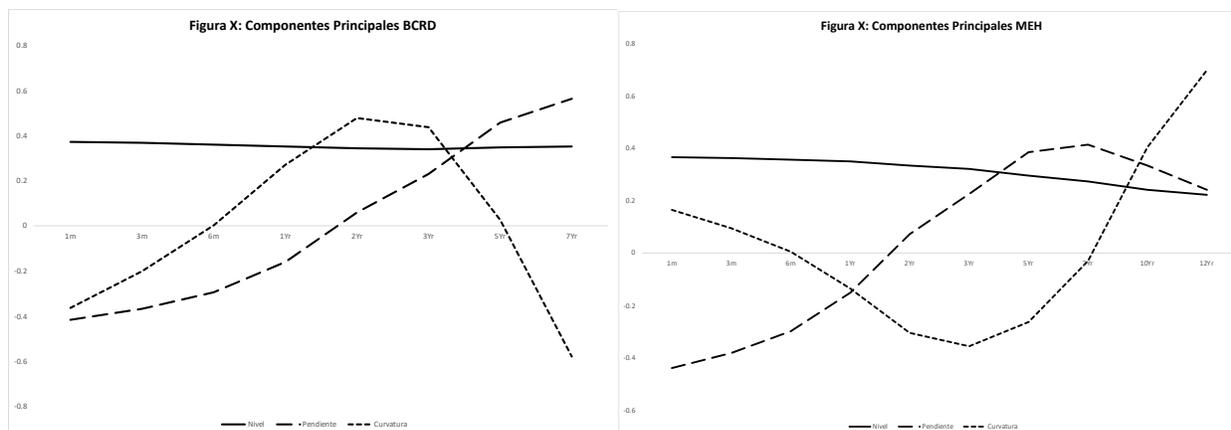


Figura 10. Comportamiento de los 3 primeros componentes principales (Factor loadings)

Fuente: Elaboración propia.

La figura 10 muestra la representación gráfica de los tres primeros componentes principales de cada emisor, cuyo resultado va acorde con lo observado en la literatura de aplicaciones en otros mercados de deuda.

3. Análisis de sensibilidad.

Al 31 de diciembre de 2019 la Banca Múltiple Dominicana tenía en su balance el 17.65% del total de valores emitidos en moneda local en circulación de BCRD y el 15.12% del MH.

Concepto	BCRD	MH
Series en Circulación	32	20
Valor Facial en Circulación	582,384.61	395,158.90
Valor de Mercado	604,499.32	427,321.05
Portafolio BM (valor de mercado)	106,709.95	64,600.71
Tasa de Descuento Promedio	9.06%	9.66%
Duración Modificada	2.43	4.52
Convexidad	8.87	33.83

Tabla 6. Características principales de los instrumentos en circulación del BCRD y MH

Fuente: Elaboración propia con datos del BCRD y MH. Cifras en Millones DOP al 31 de diciembre de 2019.

En promedio, el valor de mercado de los instrumentos del MH muestra una sensibilidad mayor a los movimientos de las tasas de descuento. Esto se explica por una mayor duración modificada, la cual es 86.32% mayor a la de los instrumentos del BCRD. La duración modificada a su vez es una función creciente respecto al vencimiento/madurez de los instrumentos. Los instrumentos en circulación del MH exceden a los instrumentos de BCRD en madurez. Mientras que el valor de la tenencia de la Banca múltiple en el BCRD es un 65.18% mayor a la del MH.

Variación en la Tasa de Descuento Promedio (%)	BCRD	MH	Pérdida Total	Pérdida Total/ Patrimonio Neto
0.25%	(644.01)	(722.92)	(1,366.93)	0.75%
0.50%	(1,282.11)	(1,432.18)	(2,714.28)	1.49%
0.75%	(1,914.28)	(2,127.78)	(4,042.06)	2.22%
1.00%	(2,540.54)	(2,809.72)	(5,350.26)	2.93%
1.25%	(3,160.88)	(3,478.01)	(6,638.89)	3.64%
1.50%	(3,775.30)	(4,132.64)	(7,907.93)	4.34%
1.75%	(4,383.80)	(4,773.61)	(9,157.41)	5.02%
2.00%	(4,986.38)	(5,400.92)	(10,387.30)	5.69%
2.25%	(5,583.04)	(6,014.58)	(11,597.62)	6.36%
2.50%	(6,173.79)	(6,614.58)	(12,788.36)	7.01%
2.75%	(6,758.61)	(7,200.92)	(13,959.53)	7.65%
3.00%	(7,337.52)	(7,773.60)	(15,111.12)	8.28%
3.25%	(7,910.50)	(8,332.63)	(16,243.13)	8.91%
3.50%	(8,477.57)	(8,878.00)	(17,355.57)	9.52%
3.75%	(9,038.72)	(9,409.71)	(18,448.43)	10.11%
4.00%	(9,593.95)	(9,927.76)	(19,521.72)	10.70%

Tabla 7. Análisis de sensibilidad de los instrumentos del BCRD y MH

Fuente: Elaboración propia con datos del BCRD y MH. Cifras en Millones DOP al 31 de diciembre de 2019.

El análisis de sensibilidad presentado en la tabla 7 nos muestra que el efecto de la duración modificada domina el impacto de los movimientos en las tasas de descuento. A pesar de que los Bancos Múltiples tienen una menor posición en sus balances de instrumentos de MH, el impacto

ante los movimientos paralelos adversos en las tasas de descuento causa una mayor pérdida en el valor de mercado de los instrumentos.

Esto último no supone que los instrumentos de MH tienen mayor riesgo de tasa de interés de manera global, ya que este depende también de factores exógenos a la cartera y ambas están en segmentos de vencimientos diferentes⁸. El análisis de sensibilidad muestra que los impactos presentados a partir de los escenarios generados, no comprometen el patrimonio de la Banca Múltiple de manera significativa.

4. Valor en Riesgo

Para caracterizar el riesgo de tasas de interés proveniente de los instrumentos del BCRD y MH denominados en DOP al que está expuesta la Banca Múltiple del Sistema Financiero Dominicano, se implementó la metodología de *Valor en Riesgo (VaR)* en varias de sus vertientes. El VaR cuantifica la peor pérdida para un periodo de tiempo dada la exposición en instrumentos (MH y BCRD) y un determinado nivel de significancia probabilística.

Con el objetivo de contar con un espectro amplio de la caracterización del riesgo de tasas de interés, en este estudio se estima la metodología VaR en varias de sus vertientes: Paramétrico, Simulación Histórica y Simulación de Montecarlo.

Para este caso la metodología VaR puede interpretarse como la peor pérdida en el 99% de los casos que puede tener la Banca Múltiple Dominicana en un mes. Existe una probabilidad de un 1% de que la pérdida sea mayor a la estimada.

El VaR paramétrico parte de una distribución normal (con exceso de curtosis y asimetría estadística de 0) utilizando la media y la desviación estándar de los movimientos en las tasas de descuento junto a la duración modificada y convexidad se estima el peor escenario de pérdida.

El VaR por simulación histórica se fundamenta en los datos históricos para calcular el peor resultado posible. Este no asume ninguna distribución en específico, se fundamenta en la medida de posición (percentil) para estimar el peor escenario de pérdida.

El VaR por simulación de Monte Carlo surge de la simulación de 10,000 escenarios aleatorios sobre los factores que explican la variación de las tasas de descuento. A partir de estos se genera una distribución de todos los resultados posible y se estima el peor escenario de pérdida.

	VaR Paramétrico		VaR Simulación Histórica		VaR Monte Carlo	
	BCRD	MH	BCRD	MH	BCRD	MH
%	-2.06%	-3.72%	-1.84%	-4.51%	-1.82%	-5.44%
Millones DOP	(2,196.09)	(2,405.84)	(1,962.71)	(2,914.84)	(1,943.90)	(3,517.00)
VaR/Patrimonio Neto	-1.20%	-1.32%	-1.08%	-1.60%	-1.07%	-1.93%

Tabla 8. VaR portafolio de los instrumentos del BCRD y MH

⁸ La hipótesis de mercados segmentados supone que las dinámicas de formación de precios pueden ser diferentes en diversos tramos a lo largo de la ETTI. En el caso dominicano no hay evidencia empírica que pueda sostener el comportamiento histórico de la ETTI.

Fuente: Elaboración propia a partir de los resultados de las estimaciones. Cifras en Millones DOP al 31 de diciembre de 2019.
Para todos los VaR se utilizó un 99% de significancia estadística.

La tabla 8 muestra los resultados desagregados por tipo de instrumento y metodología VaR tomando como referencia el portafolio de la Banca Múltiple al 31 de diciembre de 2019. Los instrumentos del MH exhiben mayor riesgo de pérdida, la peor pérdida esperada en un periodo de un mes en el 99% de los casos oscila entre (-3.72%) y (-5.44%). Mientras que para los instrumentos de BCRD esta pérdida oscila entre (-1.82%) y (-2.06%). Estos resultados sugieren que la mayor duración modificada de los instrumentos de MH domina el riesgo total de pérdida ya que la volatilidad y el monto invertido es inferior con relación a los instrumentos del BCRD.

Medidas de VaR	VaR	VaR	VaR
	Paramétrico	Simulación Histórica	Monte Carlo
%	-5.78%	-6.35%	-7.27%
Millones DOP	(4,601.93)	(4,877.55)	(5,460.91)
VaR/Patrimonio Neto	-2.52%	-2.67%	-2.99%

Tabla 9. VaR portafolio consolidado Bancos Múltiples de instrumentos del BCRD y MH

Fuente: Elaboración propia a partir de los resultados de las estimaciones. Cifras en Millones DOP al 31 de diciembre de 2019.
Para todos los VaR se utilizó un 99% de significancia estadística.

La tabla 9 muestra la peor pérdida esperada del portafolio consolidado (BCRD y MH) para un periodo de un mes, en el 99% de los casos oscila entre (-5.78%) o (DOP\$4,601.93 MM) y (-7.27%) o (DOP\$5,460.91MM). La relación VaR/Patrimonio Neto muestra que los escenarios extremos de pérdida para un periodo de un mes no comprometen el patrimonio de la Banca Múltiple de manera significativa.

Las diferencias encontradas en las diversas metodologías de VaR obedecen a varios factores. El VaR paramétrico asume una distribución normal, mientras las demás metodologías no asumen una distribución en específico, esto permite tomar en consideración una asimetría estadística así como diferentes grados de curtosis. Tanto el VaR paramétrico como el de simulación histórica se fundamentan en características de la data observada, mientras que el VaR por Monte Carlo simula escenarios en base a un supuesto de distribución de probabilidad predeterminada que para este caso en particular produce resultados más adversos a los observados, y por esta razón arroja una pérdida mayor.

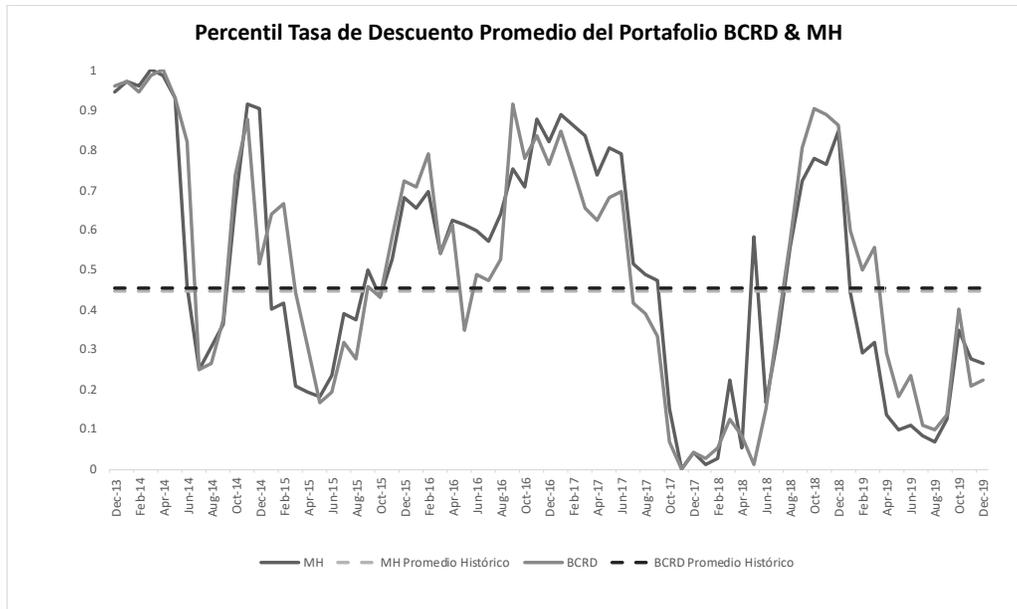


Figura 11. Evolución percentil de la distribución de la tasa de descuento promedio del BCRD v MH

Fuente: Elaboración propia a partir de los resultados de las estimaciones.

La figura 11 nos muestra que el valor esperado (media) utilizado para calcular el VaR se encuentra debajo de la mediana (percentil 50) y las tasas de descuento promedio se encuentran en percentiles bastante bajos (percentil 22 para BCRD y percentil 26 para MH). Mientras más bajo sea el percentil de las tasas de descuento más caro está valorado el portafolio, ya que existe una relación inversa entre las tasas de descuento y los precios de los instrumentos.

Lo anterior sugiere que ante un shock extremo, la pérdida puede superar la estimada a través del VaR presentado bajo las diversas vertientes. Esto último tiene una gran relevancia ya que la metodología VaR calcula la pérdida esperada en base al valor de mercado del portafolio y no sobre el valor contable del mismo.

Es importante destacar que para cuantificar el impacto efectivo en el balance de la Banca Múltiple Dominicana en su conjunto, es fundamental entender el proceso de valoración (mark to market) del portafolio de inversiones. Actualmente los BM utilizan una metodología de valoración a costo amortizado en la cual no se toman en consideración las variaciones periódicas de los precios de los instrumentos financieros. Lo usual es que la cartera de inversión de los bancos presenten una combinación en su clasificación contable entre costo amortizado y valor razonable (mark to market). En nuestro caso, la medida VaR puede ser un proxy de la mayor pérdida posible si suponemos que todo el portafolio de inversiones estuviera bajo la metodología de valor razonable (mark to market).

En la actualidad, para que una determinada pérdida se materialice en el balance, es necesario que la institución venda el instrumento y realice la pérdida. Una vez entre en vigencia la circular No. 014/18 se podrá caracterizar el riesgo de mercado de una manera más efectiva.

VI. Conclusiones.

El estudio realizado sobre la evolución de la ETTI de los instrumentos del BCRD y el MH nos permite concluir que en el periodo estudiado se cumplen los siguientes aspectos:

1. Las tasas de descuentos (YTM) son positivas y exhiben un comportamiento de reversión a la media a lo largo del periodo estudiado.
2. Los cambios en las tasas de descuentos de diversos plazos no están perfectamente correlacionados y exhiben una correlación decreciente respecto a la madurez. Los niveles de correlación son altos para ambos emisores (BCRD y MH). Las ganancias por diversificación son mayores para los instrumentos del MH que para los del BCRD.
3. El comportamiento de la relación volatilidad/madurez es bastante particular para ambas curvas ya que el mismo es decreciente hasta la parte media de la curva y creciente desde la parte media hasta la parte larga, siendo este comportamiento menos marcado para MH.
4. Los tres componentes principales (nivel, pendiente y curvatura) explican más del 99% de la varianza observada en las ETTI, en línea con la evidencia empírica internacional.

Al 31 de diciembre de 2019, la Banca Múltiple Dominicana tiene una mayor exposición en términos de monto invertido a los instrumentos del BCRD ya que este es un 65.18% mayor al de MH. No obstante, la sensibilidad efectiva global es mayor para la cartera de inversiones de instrumentos de MH, esto se explica por una duración modificada 86% mayor a la de la cartera de los instrumentos del BCRD. Para movimientos paralelos a lo largo de la curva de un 1.00% los precios de los instrumentos de BCRD varían en promedio en 2.43% mientras que para este mismo movimiento los instrumentos de MH varían en 4.52%.

La pérdida VaR de los instrumentos del MH es mayor a la percibida por los instrumentos del BCRD para todos los tipos de VaR estimados. La mayor duración modificada de los instrumentos del MH compensa la menor volatilidad y el menor monto invertido en estos.

El riesgo de tasas de interés que arrojan las diversas metodologías de VaR implementadas muestran que en un periodo de un mes la solvencia de la Banca Múltiple Dominicana no se vería comprometida. No obstante, para periodos mayores este resultado podría ser distinto.

Al 31 de diciembre 2019 las tasas de descuento del BCRD y MH se encuentran en el cuartil más bajo de los últimos 60 meses. Esto indica que existe una alta probabilidad de que la pérdida real pueda exceder a la pérdida estimada por el VaR.

Las metodologías desarrolladas pueden ser implementadas para un análisis más detallado donde se evalúe cada entidad financiera de manera individual y como se distribuye el riesgo de tasa de interés en el sector bancario dominicano. Actualmente no es pública la información con el nivel de detalle necesario para estudiar la distribución de riesgo de tasa de interés para cada entidad. Para esto, además es necesario contar con un desglose por instrumento que especifique las características particulares y la metodología de valoración empleada por la institución.

La implementación de la circular No. 014/18 implicará que la Banca Múltiple Dominicana tenga que llevar a valor razonable gran parte de su portafolio, esta proporción del portafolio estará sujeta a los movimientos del mercado afectando así sus utilidades y por ende el patrimonio. Por lo cual, es fundamental que las instituciones tomen en consideración a priori la pérdida potencial producto de la exposición al riesgo de tasa de interés a la hora de hacer la distribución entre valor razonable y costo amortizado.

En un futuro será imprescindible que los ejercicios de evaluación de riesgo sistémico incorporen el riesgo de tasas de interés en un sentido amplio a través de las metodologías implementadas en este estudio. Tomando en consideración los factores endógenos (sensibilidad y tamaño de los portafolios) como los factores exógenos (volatilidad de los factores de riesgos que afectan a las tasas de interés).

VII. Referencias Bibliográficas.

- Banco Central de la República Dominicana, 2018. Informe de Estabilidad Financiera.
- Barber, J.R., y Copper, M.L., 1996. Immunization Using Principal Component Analysis, *Journal of Portfolio Management*.
- Bierwag, G.O., G.G. Kaufman, and A. Toevs, 1983, “Duration: Its Development and Use in Bond Portfolio Management”, *Financial Analysts Journal*, 39, 15–35.
- Bühler, A., y Zimmermann, H., 1996. A Statistical Analysis of the Term Structure of Interest Rates in Switzerland and Germany, *Journal of Fixed Income*.
- Bliss, R.R., 1997. Movements in the Term Structure of Interest Rates. *Economic Review*, Federal Reserve Bank of Atlanta.
- Cox, J., J. Ingersoll, and S. Ross, 1985, “A Theory of the Term Structure of Interest Rates”, *Econometrica*, 53, 385–407.
- D’Ecclesia, R.L., y Zenios, S.A., 1994. Risk Factor Analysis and Portfolio Immunization in the Italian Bond Market. *Journal of Fixed Income*.
- Fama, E.F., 1984, “The Information in the Term Structure”, *Journal of Financial Economics*, 13(4), 509–528.
- Fiori, R., Iannotti, S., 2006. Scenario based principal component value-at-risk: An application to Italian banks’ interest rate risk exposure.
- Frye, J., 1997. Principals of Risk: Finding Value-at-Risk Through Factor-Based Interest Rate Scenarios.
- Golub, B.W., Tilman, L.M., 1997. Measuring Yield Curve Risk Using Principal Components Analysis, Value at Risk, and Key Rate Durations, *Journal of Portfolio Management*.
- Hagenbjörk, J., Blomvall, J., 2018. Simulation and evaluation of the distribution of interest rate risk.
- Ho, T.S.Y., 1992, “Key Rate Durations: Measures of Interest Rate Risks”, *Journal of Fixed Income*, 2(2), 29–44.
- Ingersoll, J.E., J. Skelton, and R.L. Weil, 1978, “Duration Forty Years After”, *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 34, 627–648.

- Kanony, C., y Mokrane, M., 1992. Reconstitution de la courbe des taux, analyse des facteurs d'évolution et couverture factorielle, Cahiers de la Caisse Autonome de Refinancement.
- Kärki, J., y Reyes, C., 1994. Model Relationship.
- Lardic, S., Priaulet, P., y Priaulet, S., 2003. PCA of the Yield Curve Dynamics: Questions of Methodologies. *Journal of Bond Trading and Management*.
- Lekkos, I., 2000. A Critique of Factor Analysis of Interest Rates. *Journal of Derivatives*.
- Litterman, R., and J. Scheinkman, 1991, "Common Factors Affecting Bond Returns", *Journal of Fixed Income*, 1(1), 54–61.
- Martellini, L., y Priaulet, P., 2000. Fixed-Income Securities: Dynamic Methods for Interest Rate Risk Pricing and Hedging.
- Mishkin, F.S., 1988, "The Information in the Term Structure: Some Further Results", *Journal of Applied Econometrics*, 3(4), 307–314.
- Nelson, C.R., and A.F. Siegel, 1987, "Parsimonious Modeling of Yield Curves", *Journal of Business*, 60(4), 473–489.
- Phelan, M.J., 1997. Probability and Statistics Applied to the Practice of Financial Risk Management: The Case of J.P. Morgan's RiskMetrics.
- Pimentel, A. (2013), "Análisis de Riesgo Sistémico en Europa en el Contexto de la Crisis Financiera Global", trabajo de investigación master en Banca y Finanzas Cuantitativas.
- Reyes, V.J., 2011. Estructura de Tasas Cero Cupón: Títulos Públicos del Ministerio de Hacienda de la República Dominicana. Unidad Asesora de Análisis Económico y Social, Ministerio de Economía, Planificación y Desarrollo.
- Shiller, R., J. Cambell, and K. Schoenholtz, 1983, Forward Rates and Future Policy: Interpreting the Term Structure of Interest Rates, *Brookings Papers on Economic Activity*, 1, 173–223.
- Svensson, L., 1994, Estimating and Interpreting Forward Interest Rates: Sweden 1992–94, CEPR Discussion Paper 1051.
- Vasicek, O.A., 1977, "An Equilibrium Characterisation of the Term Structure", *Journal of Financial Economics*, 5, 177–188.
- Vasicek, O.A., and H.G. Fong, 1982, "Term Structure Modeling using Exponential Splines", *Journal of Finance*, 37(2), 339–348.

VIII. Anexos.

1. Tablas.

Curva de Rendimiento MH - Estadísticos descriptivos (Niveles - %)

	1m-MH	3m-MH	6m-MH	1Yr-MH	2Yr-MH	3Yr-MH	5Yr-MH	7Yr-MH	10Yr-MH	12Yr-MH
Media	7.87%	7.97%	8.11%	8.37%	8.84%	9.22%	9.78%	10.15%	10.46%	10.57%
Desv. Estand.	0.94%	0.90%	0.85%	0.79%	0.75%	0.77%	0.78%	0.75%	0.68%	0.66%
Min	5.53%	5.81%	6.21%	6.73%	7.02%	7.34%	7.90%	8.35%	8.96%	9.31%
Max	9.30%	9.32%	9.36%	9.47%	10.23%	10.89%	11.77%	12.22%	12.44%	12.40%
ADF Test (p-value)	0.57	0.56	0.56	0.54	0.49	0.44	0.37	0.34	0.34	0.36

Tabla 10. Estadísticos descriptivos curva de rendimiento MH

Fuente: Elaboración propia a partir de los resultados de las estimaciones.

Correlaciones Tasas de interés MH

Tenores	1m-MH	3m-MH	6m-MH	1Yr-MH	2Yr-MH	3Yr-MH	5Yr-MH	7Yr-MH	10Yr-MH	12Yr-MH
1m-MH	1.00	1.00	0.98	0.93	0.78	0.65	0.53	0.52	0.55	0.56
3m-MH	1.00	1.00	0.99	0.95	0.82	0.70	0.58	0.56	0.59	0.59
6m-MH	0.98	0.99	1.00	0.98	0.87	0.77	0.65	0.62	0.63	0.62
1Yr-MH	0.93	0.95	0.98	1.00	0.95	0.87	0.77	0.73	0.70	0.68
2Yr-MH	0.78	0.82	0.87	0.95	1.00	0.98	0.91	0.86	0.78	0.72
3Yr-MH	0.65	0.70	0.77	0.87	0.98	1.00	0.97	0.92	0.82	0.74
5Yr-MH	0.53	0.58	0.65	0.77	0.91	0.97	1.00	0.98	0.89	0.79
7Yr-MH	0.52	0.56	0.62	0.73	0.86	0.92	0.98	1.00	0.95	0.88
10Yr-MH	0.55	0.59	0.63	0.70	0.78	0.82	0.89	0.95	1.00	0.98
12Yr-MH	0.56	0.59	0.62	0.68	0.72	0.74	0.79	0.88	0.98	1.00

Tabla 11. Correlaciones de las tasas de interés de MH

Fuente: Elaboración propia a partir de los resultados de las estimaciones.

**Componentes Principales MH
Estadísticos descriptivos (1ra diferencia)**

	CP1	CP2	CP3
Media	-0.04	-0.04	-0.01
Desv. Estand.	1.21	0.52	0.29
Min	-3.68	-1.46	-0.83
Max	2.67	1.70	0.87
ADF Test (p-value)	0.00	0.00	0.00
JB Test (p-value)	0.07	0.01	0.05
AD Test (p-value)	0.06	0.00	0.02
Asimetría	-0.46	0.09	-0.20
Curtosis	3.74	4.91	4.29
Modelo ajustado	ARMA-GARCH	ARMA	ARMA
Engle Arch test	0.03	0.32	0.22
QLjung-Box (p-value)	0.01	0.12	0.45

*5% nivel de significancia

Tabla 12. Estadísticos descriptivos CP de MH

Fuente: Elaboración propia a partir de los resultados de las estimaciones.

**Análisis de Componentes Principales:
"Factor loadings MH"**

Vencimiento	CP1	CP2	CP3
1m	0.366	-0.440	0.164
3m	0.362	-0.381	0.096
6m	0.358	-0.298	0.005
1Yr	0.350	-0.152	-0.137
2Yr	0.335	0.073	-0.304
3Yr	0.321	0.227	-0.358
5Yr	0.296	0.385	-0.263
7Yr	0.273	0.415	-0.030
10Yr	0.242	0.335	0.406
12Yr	0.222	0.243	0.700

Tabla 13. Ponderaciones (factor loadings) de ACP de MH

Fuente: Elaboración propia a partir de los resultados de las estimaciones.

**Análisis de Componentes Principales MH:
Proporción de la varianza explicada por los 3 primeros factores**

Factores	Autovalores	SumAutovalores	% Explicado	Acumulado
1	0.00048	0.00063	76.9%	76.9%
2	0.00012	0.00063	19.1%	96.0%
3	0.00002	0.00063	4.0%	99.9%

ACP aplicado a la ETTI de MH con periodicidad mensual para el periodo dic/2013 a dic/2019.

Tabla 14. Proporción de la varianza explicada por cada CP de MH

Fuente: Elaboración propia a partir de los resultados de las estimaciones.

Curva de Rendimiento BCRD - Estadísticos descriptivos (Niveles - %)

	1m-BC	3m-BC	6m-BC	1Yr-BC	2Yr-BC	3Yr-BC	5Yr-BC	7Yr-BC
Media	8.33%	8.44%	8.59%	8.86%	9.31%	9.69%	10.27%	10.69%
Desv. Estand.	0.91%	0.87%	0.84%	0.79%	0.77%	0.79%	0.86%	0.93%
Min	5.85%	6.16%	6.50%	6.75%	7.24%	7.73%	8.71%	9.13%
Max	9.54%	9.67%	9.90%	10.34%	11.13%	11.78%	12.81%	13.66%
ADF Test (p-value)	0.48	0.47	0.47	0.45	0.39	0.33	0.24	0.23

Tabla 15. Estadísticos descriptivos curva de rendimiento BCRD

Fuente: Elaboración propia a partir de los resultados de las estimaciones.

Correlaciones Tasas de interés BCRD

Tenores	1m-MH	3m-MH	6m-MH	1Yr-MH	2Yr-MH	3Yr-MH	5Yr-MH	7Yr-MH
1m-MH	1.00	1.00	0.99	0.95	0.85	0.77	0.66	0.61
3m-MH	1.00	1.00	1.00	0.97	0.88	0.80	0.69	0.63
6m-MH	0.99	1.00	1.00	0.99	0.92	0.85	0.73	0.67
1Yr-MH	0.95	0.97	0.99	1.00	0.97	0.91	0.81	0.73
2Yr-MH	0.85	0.88	0.92	0.97	1.00	0.98	0.91	0.83
3Yr-MH	0.77	0.80	0.85	0.91	0.98	1.00	0.97	0.90
5Yr-MH	0.66	0.69	0.73	0.81	0.91	0.97	1.00	0.98
7Yr-MH	0.61	0.63	0.67	0.73	0.83	0.90	0.98	1.00

Tabla 16. Correlaciones de las tasas de interés de BCRD

Fuente: Elaboración propia a partir de los resultados de las estimaciones.

Componentes Principales BCRD			
Estadísticos descriptivos (1ra diferencia)			
	CP1	CP2	CP3
Media	-0.07	-0.03	0.00
Desv. Estand.	1.10	0.39	0.25
Min	-3.45	-0.98	-0.47
Max	2.19	1.21	1.34
ADF Test (p-value)	0.00	0.00	0.00
JB Test (p-value)	0.06	0.22	0.00
AD Test (p-value)	0.19	0.70	0.00
Asimetría	-0.57	0.31	2.20
Curtosis	3.51	3.59	13.96
Modelo ajustado	ARMA	ARMA	ARMA
Engle Arch test	0.30	0.87	0.78
QLjung-Box (p-value)	0.11	0.97	0.91

*5% nivel de significancia

Tabla 17. Estadísticos descriptivos CP de BCRD

Fuente: Elaboración propia a partir de los resultados de las estimaciones.

**Análisis de Componentes Principales:
"Factor loadings BCRD"**

Vencimiento	CP1	CP2	CP3
1m	0.373	-0.418	-0.366
3m	0.367	-0.367	-0.201
6m	0.360	-0.294	0.000
1Yr	0.350	-0.161	0.270
2Yr	0.341	0.059	0.476
3Yr	0.340	0.230	0.437
5Yr	0.345	0.455	0.026
7Yr	0.352	0.561	-0.578

Tabla 18. Ponderaciones (factor loadings) de ACP de BCRD

Fuente: Elaboración propia a partir de los resultados de las estimaciones.

Análisis de Componentes Principales BCRD:

Proporción de la varianza explicada por los 3 primeros factores

Factores	Autovalores	SumAutovalores	% Explicado	Acumulado
1	0.00050	0.00057	86.6%	86.6%
2	0.00007	0.00057	11.8%	98.4%
3	0.00001	0.00057	1.5%	99.9%

ACP aplicado a la ETTI de BCRD con periodicidad mensual para el periodo dic/2013 a dic/2019.

Tabla 19. Proporción de la varianza explicada por cada CP de BCRD

Fuente: Elaboración propia a partir de los resultados de las estimaciones.

Emisiones en Circulación BCRD al 31 de diciembre 2019

ISIN	Monto en Circulación	Cupón	Vencimiento	Ponderaciones
DO1002249923	5,177,350,000	13.00%	1/3/20	0.89%
DO1002213424	7,676,860,000	10.50%	1/10/20	1.32%
DO1002213721	3,704,990,000	10.50%	1/17/20	0.64%
DO1002251523	13,219,210,000	13.00%	3/20/20	2.27%
DO1002214422	1,923,540,000	10.00%	7/17/20	0.33%
DO1002253727	8,877,170,000	13.00%	8/7/20	1.52%
DO1002257728	15,823,870,000	14.00%	1/8/21	2.72%
DO1002218423	21,762,940,000	9.50%	1/15/21	3.74%
DO1002212020	4,506,620,000	14.00%	4/30/21	0.77%
DO1002212822	6,565,250,000	11.00%	7/30/21	1.13%
DO1002216526	14,863,900,000	10.00%	9/10/21	2.55%
DO1002219322	39,502,380,000	10.00%	11/26/21	6.78%
DO1002213325	25,018,620,000	12.00%	1/7/22	4.30%
DO1002213820	14,018,530,000	12.00%	1/20/22	2.41%
DO1002219926	34,846,730,000	10.00%	2/18/22	5.98%
DO1002213929	8,066,440,000	12.00%	3/11/22	1.39%
DO1002220023	9,979,880,000	10.00%	5/27/22	1.71%
DO1002214521	13,735,100,000	11.00%	7/15/22	2.36%
DO1002215726	16,565,800,000	11.00%	9/30/22	2.84%
DO1002215825	12,097,950,000	11.00%	10/14/22	2.08%
DO1002218522	20,681,140,000	10.00%	1/13/23	3.55%
DO1002216112	34,189,940,000	11.00%	2/3/23	5.87%
DO1002216427	24,282,790,000	11.00%	6/23/23	4.17%
DO1002216625	19,949,310,000	11.00%	9/15/23	3.43%
DO1002216724	23,568,470,000	11.00%	1/5/24	4.05%
DO1002217128	29,949,960,000	11.00%	2/9/24	5.14%
DO1002217227	12,046,810,000	11.00%	5/17/24	2.07%
DO1002217425	29,770,320,000	10.50%	10/4/24	5.11%
DO1002218621	39,399,170,000	10.50%	1/17/25	6.77%
DO1002218720	29,545,400,000	10.50%	2/14/25	5.07%
DO1002219017	26,555,450,000	10.50%	3/14/25	4.56%
DO1002219124	14,512,720,000	10.50%	5/30/25	2.49%
Total	582,384,610,000			

Tabla 20. Emisiones en circulación del BCRD

Fuente: Elaboración propia al 31 de diciembre de 2019.

Emisiones en Circulación MH al 31 de diciembre 2019

ISIN	Monto en Circulación	Cupón	Vencimiento	Ponderaciones
DO1005224329	11,000,000,000	16.000%	10-Jul-20	2.78%
DO1005234625	13,000,000,000	15.950%	4-Jun-21	3.29%
DO1005241125	12,000,000,000	16.950%	4-Feb-22	3.04%
DO1005204719	13,500,000,000	10.375%	4-Mar-22	3.42%
DO1005250928	9,648,000,000	14.500%	10-Feb-23	2.44%
DO1005205914	31,871,300,000	10.500%	7-Apr-23	8.07%
DO1005206623	10,900,000,000	10.250%	11-Jan-24	2.76%
DO1005204214	20,614,000,000	11.500%	10-May-24	5.22%
DO1005205112	20,000,000,000	10.875%	14-Jan-26	5.06%
DO1005205013	12,000,000,000	10.375%	6-Mar-26	3.04%
DO1005205310	20,000,000,000	11.000%	6-Nov-26	5.06%
DO1005205419	16,000,000,000	11.000%	4-Dec-26	4.05%
DO1005205617	27,705,000,000	11.250%	5-Feb-27	7.01%
DO1005251025	9,000,000,000	18.500%	4-Feb-28	2.28%
DO1005252429	1,000,000,000	13.500%	5-May-28	0.25%
DO1005206516	37,160,200,000	10.750%	11-Aug-28	9.40%
DO1005204412	30,000,000,000	11.375%	6-Jul-29	7.59%
DO1005207027	17,315,700,000	10.750%	8-Nov-29	4.38%
DO1005206011	50,444,700,000	12.000%	5-Mar-32	12.77%
DO1005206722	32,000,000,000	11.500%	11-Jan-34	8.10%
Total	395,158,900,000			

Tabla 21. Emisiones en circulación del MH (mercado doméstico - DOP)

Fuente: Elaboración propia al 31 de diciembre de 2019.

Portafolio de Mercado BM-BCRD al 31 de diciembre 2019

ISIN	Facial de la Posición	Cupón	Vencimiento	Ponderaciones
DO1002249923	917,565,474	13.00%	1/3/20	0.89%
DO1002213424	1,360,545,778	10.50%	1/10/20	1.32%
DO1002213721	656,623,737	10.50%	1/17/20	0.64%
DO1002251523	2,342,799,055	13.00%	3/20/20	2.27%
DO1002214422	340,902,951	10.00%	7/17/20	0.33%
DO1002253727	1,573,272,948	13.00%	8/7/20	1.52%
DO1002257728	2,804,414,763	14.00%	1/8/21	2.72%
DO1002218423	3,856,977,479	9.50%	1/15/21	3.74%
DO1002212020	798,694,103	14.00%	4/30/21	0.77%
DO1002212822	1,163,538,630	11.00%	7/30/21	1.13%
DO1002216526	2,634,282,296	10.00%	9/10/21	2.55%
DO1002219322	7,000,882,694	10.00%	11/26/21	6.78%
DO1002213325	4,433,971,416	12.00%	1/7/22	4.30%
DO1002213820	2,484,460,027	12.00%	1/20/22	2.41%
DO1002219926	6,175,776,473	10.00%	2/18/22	5.98%
DO1002213929	1,429,589,817	12.00%	3/11/22	1.39%
DO1002220023	1,768,702,777	10.00%	5/27/22	1.71%
DO1002214521	2,434,228,619	11.00%	7/15/22	2.36%
DO1002215726	2,935,904,686	11.00%	9/30/22	2.84%
DO1002215825	2,144,081,668	11.00%	10/14/22	2.08%
DO1002218522	3,665,253,464	10.00%	1/13/23	3.55%
DO1002216112	6,059,375,644	11.00%	2/3/23	5.87%
DO1002216427	4,303,562,577	11.00%	6/23/23	4.17%
DO1002216625	3,535,553,532	11.00%	9/15/23	3.43%
DO1002216724	4,176,965,888	11.00%	1/5/24	4.05%
DO1002217128	5,307,937,311	11.00%	2/9/24	5.14%
DO1002217227	2,135,018,286	11.00%	5/17/24	2.07%
DO1002217425	5,276,100,278	10.50%	10/4/24	5.11%
DO1002218621	6,982,591,110	10.50%	1/17/25	6.77%
DO1002218720	5,236,238,413	10.50%	2/14/25	5.07%
DO1002219017	4,706,338,969	10.50%	3/14/25	4.56%
DO1002219124	2,572,043,768	10.50%	5/30/25	2.49%
Total	103,214,194,630			

Tabla 22. Composición del portafolio de mercado de BCRD como proxy a la cartera de inversiones de los BM

Fuente: Elaboración propia al 31 de diciembre de 2019.

Portafolio de Mercado BM-MH al 31 de diciembre 2019

ISIN	Facial de la Posición	Cupón	Vencimiento	Ponderaciones
DO1005224329	1,663,200,000.00	16.000%	10-Jul-20	2.78%
DO1005234625	1,965,600,000.00	15.950%	4-Jun-21	3.29%
DO1005241125	1,814,400,000.00	16.950%	4-Feb-22	3.04%
DO1005204719	2,041,200,000.00	10.375%	4-Mar-22	3.42%
DO1005250928	1,458,777,600.00	14.500%	10-Feb-23	2.44%
DO1005205914	4,818,940,560.00	10.500%	7-Apr-23	8.07%
DO1005206623	1,648,080,000.00	10.250%	11-Jan-24	2.76%
DO1005204214	3,116,836,800.00	11.500%	10-May-24	5.22%
DO1005205112	3,024,000,000.00	10.875%	14-Jan-26	5.06%
DO1005205013	1,814,400,000.00	10.375%	6-Mar-26	3.04%
DO1005205310	3,024,000,000.00	11.000%	6-Nov-26	5.06%
DO1005205419	2,419,200,000.00	11.000%	4-Dec-26	4.05%
DO1005205617	4,188,996,000.00	11.250%	5-Feb-27	7.01%
DO1005251025	1,360,800,000.00	18.500%	4-Feb-28	2.28%
DO1005252429	151,200,000.00	13.500%	5-May-28	0.25%
DO1005206516	5,618,622,240.00	10.750%	11-Aug-28	9.40%
DO1005204412	4,536,000,000.00	11.375%	6-Jul-29	7.59%
DO1005207027	2,618,133,840.00	10.750%	8-Nov-29	4.38%
DO1005206011	7,627,238,640.00	12.000%	5-Mar-32	12.77%
DO1005206722	4,838,400,000.00	11.500%	11-Jan-34	8.10%
Total	59,748,025,680			

Tabla 23. Composición del portafolio de mercado de MH como proxy a la cartera de inversiones de los BM

Fuente: Elaboración propia al 31 de diciembre de 2019.

2. Rutinas

Estimación Componentes Principales MH

clc

load dataMH % Carga data de tasas de interés del Ministerio de Hacienda

X=dataMH; % Datos tipos de interés a 1, 3, 6 meses, 1, 2, 3, 5, 7, 10, 12 años

CorrelationMH=corr(X); % Matriz de correlación de los datos

CovarianceMH=cov(X); % Matriz de Varianza-Covarianza de los datos

[Eigenvectors,Eigenvalues]=eig(CovarianceMH); % Matriz de Autovalores y Autovectores

Eigenvalues=rot90(Eigenvalues,2); % Rota y Organiza la matriz de autovalores por peso en la varianza

```

EigenvectorsMH=flipr(Eigenvectors); % Voltea u organiza la matriz de autovectores por
su peso
principalcomponents=dataMH*EigenvectorsMH; % Genera los Componentes principales
Threeprincipalcomponents=principalcomponents(:,1:3); % Selecciona los 3 primeros
componentes principales
weightsMH=EigenvectorsMH(:,1:3); % Betas o ponderaciones de los 3 CPs: Nivel,
Pendiente y Curvatura de la ETTI
eigenvaluesMH=diag(Eigenvalues); % Pone la Diagonal de la matriz de autovalores
como vector
sumvariance=cumsum(var(dataMH)); % Suma de la varianza de cada serie
sumeigval=cumsum(eigenvaluesMH); % Suma de todos los autovalores. Debe coincidir
con la "sumvariance"
explainedvarianceMH=eigenvaluesMH/sum(eigenvaluesMH); % Proporción de la
varianza explicada por cada autovector
cumvarexplainedMH=cumsum(explainedvarianceMH); % Varianza explicada
acumulada
plot(weightsMH) % Grafica de los 3 CPs
legend('Nivel','Pendiente','Curvatura','Location','EastOutside');
title('1ros 3 Componentes Principales MH (Tasas en Diff)');

%% Modelizacion PCA1
clc
load DataPCAMH
X=diff(Threeprincipalcomponents);
PCA1=X(:,1)*100; % Escalado para lograr estabilidad numérica
T = length(PCA1);
plot(PCA1)
title('Autovector 1er CP (En 1ra diferencia)');

%% Augmented Dickey-Fuller test sobre estacionariedad o raiz unitaria
% h=0 or pvalue > 0.05 no se rechaza H0 de raiz unitaria
[h,pValue] = adftest(Threeprincipalcomponents(:,1)); % No se rechaza H0
[h,pValue] = adftest(PCA1); % se rechaza H0 a favor de Estacionariedad.

```

```

%% Testing normalidad
% h=0 or pvalue > 0.05 no se rechaza H0 de normalidad
[h,p] = jbtest(PCA1); % No se rechaza H0 de normalidad en la serie a un 5%
[h,p] = adtest(PCA1); % No se rechaza H0 de normalidad en la serie a un 5%
Skew=skewness(PCA1); % Asimetría
kurt=kurtosis(PCA1); % curtosis

%% Autocorrelacion (Correlogramas y QLB test)
%Serie lineal - Ambas pruebas revelan que no existe autorrelacion

figure
subplot(2,1,1)
autocorr(PCA1)
subplot(2,1,2)
parcorr(PCA1)

%Q Ljung-Box test
[h,p,Qstat,crit] = lbqtest(PCA1,'Lags',[1,2,3,4]); % No se rechaza H0 de que No existe
Autocorrelacion.

%% Serie al cuadrado - Usualmente se usa para analizar la varianza (agrupamiento de
volatilidad).

figure
subplot(2,1,1)
autocorr(PCA1.^2)
subplot(2,1,2)
parcorr(PCA1.^2)

%% Autocorrelacion y Heterocedasticidad de los Residuos (ARCH Effects)
res=PCA1-mean(PCA1);

figure
subplot(2,1,1)
autocorr(res.^2)
subplot(2,1,2)
parcorr(res.^2)

```

```

% los residuos al cuadrado si presentan autocorrelacion, efectos ARCH.

[h,p] = archtest(res); % h indica que se rechaza H0 de No heterocedasticidad en favor de
un ARCH(1).

[h,p,Qstat,crit] = lbqtest(res.^2,'Lags',1); % indica de que hay efectos Arch en los
residuos ARCH(1). Valida el resultado anterior.

%% Especificacion del Modelo - Ecuación de la media
% MA2
% Determina el numero apropiado de lags
numLags = 4;
logL = zeros(numLags,1); % Asigna los estadísticos ajustados
for k = 1:numLags
    Mdl = arima(0,0,numLags);
    [~,~,logL(k)] = estimate(Mdl,PCA1,'Display','off'); % Obtiene el loglikelihood
end
fitStats = aicbic(logL,1:numLags); % AIC
lags = find(min(fitStats)); % Obtiene el numero apropiado de lags
%
Mdl=arima('MALags',2,'Constant',0,'Distribution','t'); % Luego del analisis apropiado
concluimos con esta especificacion.
[h,p] = tttest(PCA1); % No se rechaza H0 de que la media (constante) es cero.
[EstMdl,EstParamCov,logL,info] = estimate(Mdl,PCA1);
res = infer(EstMdl,PCA1);
stdRes = res/sqrt(EstMdl.Variance); % residuos estandarizados
%% Autocorrelacion y Heterocedasticidad condicionada de los Residuos de la regresion
[h,p] = archtest(stdRes,'lags',2); % Se rechaza H0 de No heterocedasticidad en favor de
un ARCH(1).
% Residuos al cuadrado
figure
plot(res.^2)
title('Residuos al Cuadrado')
figure

```

```

subplot(2,1,1)
autocorr(res.^2)
subplot(2,1,2)
parcorr(res.^2)
[h,p,Qstat,crit] = lbqtest(res.^2,'Lags',[1,2,3,4]); % indica de que hay efectos Arch en los
residuos ARCH(1). Valida el resultado anterior.
%% GARCH (1,1)
Model = arima('MALags',2,'Constant',0,'Variance',garch(1,1),'Distribution','t');
[EstModel,EstParamCov,logL,info] = estimate(Model,PCA1);
[e,v,logL] = infer(EstModel,PCA1);
figure
subplot(2,1,1)
plot(v)
xlim([0,T])
title('Conditional Variance')
subplot(2,1,2)
plot(e./sqrt(v))
xlim([0,T])
title('Standardized Residuals')
stdRes=e./sqrt(v);
[h,p,Qstat,crit] = lbqtest(stdRes,'Lags',[1,2,3,4]); % no rechaza H0 de No autocorrelacion
en los residuos
figure
plot(stdRes.^2)
title('Residuos al Cuadrado')
figure
subplot(2,1,1)
autocorr(stdRes.^2)
subplot(2,1,2)
parcorr(stdRes.^2)

```

```

%% Kernel smoothing function estimate
[f,xi] = ksdensity(stdRes);
figure
plot(xi,f);
title('Kernel Density Function Residuos Estandarizados');
%% Simulaciones
rng 'default';
[Y,E,V] = simulate(EstModel,10000,'NumPaths',1,'y0',PCA1,'e0',e,'V0',v);
simsPCA1=Y/100;
plot(simsPCA1);

%% Modelizacion PCA2
clc
load DataPCAMH
X=diff(Threeprincipalcomponents);
PCA2=X(:,2)*100; % Escalado para lograr estabilidad numerica
T = length(PCA2);
plot(PCA2)
title('Autovector 2do CP (En 1ra diferencia)');
%% Augmented Dickey-Fuller test sobre estacionariedad o raiz unitaria
% h=0 or pvalue > 0.05 no se rechaza H0 de raiz unitaria
[h,pValue] = adftest(Threeprincipalcomponents(:,2)); % No se rechaza H0
[h,pValue] = adftest(PCA2); % se rechaza H0 a favor de Estacionariedad.
%% Testing normalidad
% h=0 or pvalue > 0.05 no se rechaza H0 de normalidad
[h,p] = jbtest(PCA2); % Se rechaza H0 de normalidad en la serie a un 5%
[h,p] = adtest(PCA2); % Se rechaza H0 de normalidad en la serie a un 5%
Skew=skewness(PCA2); % asimetría
kurt=kurtosis(PCA2); % curtosis
%% Autocorrelacion (Correlogramas y QLB test)

```

```

%Serie lineal - Ambas pruebas revelan que existe autorrelacion
figure
subplot(2,1,1)
autocorr(PCA2)
subplot(2,1,2)
parcorr(PCA2)
%Q Ljung-Box test
[h,p,Qstat,crit] = lbqtest(PCA2,'Lags',[1,2,3,4]); % Se rechaza H0 de que No existe
Autocorrelacion.

%% Serie al cuadrado - Usualmente se usa para analizar la varianza (agrupamiento de
volatilidad).
figure
subplot(2,1,1)
autocorr(PCA2.^2)
subplot(2,1,2)
parcorr(PCA2.^2)
%% Autocorrelacion y Heterocedasticidad de los Residuos (ARCH Effects)
res=PCA2-mean(PCA2);
figure
subplot(2,1,1)
autocorr(res.^2)
subplot(2,1,2)
parcorr(res.^2)
% los residuos al cuadrado si presentan autocorrelacion, efectos ARCH.
[h,p] = archtest(res); % h indica que se rechaza H0 de No heterocedasticidad en favor de
un ARCH(1).
[h,p,Qstat,crit] = lbqtest(res.^2,'Lags',1); % indica de que hay efectos Arch en los
residuos ARCH(1). Valida el resultado anterior.
%% Especificación del Modelo - Ecuación de la media
% AR1
% Determina el numero apropiado de lags

```

```

numLags = 4;
logL = zeros(numLags,1); % Asigna los estadísticos ajustados
for k = 1:numLags
    Mdl = arima(numLags,0,0); % Specify garch model
    [~,~,logL(k)] = estimate(Mdl,PCA2,'Display','off'); % Obtiene el loglikelihood
end
fitStats = aicbic(logL,1:numLags); % AIC
lags = find(min(fitStats)); % Obtiene el numero apropiado de lags
%
Mdl=arima('ARLags',1,'Constant',0,'Distribution','t'); % Luego del análisis apropiado
concluimos con esta especificación.
[h,p] = ttest(PCA2); % No se rechaza H0 de que la media (constante) es cero.
[EstMdl,EstParamCov,logL,info] = estimate(Mdl,PCA2);
[res,v,logL] = infer(EstMdl,PCA2);
stdRes = res/sqrt(EstMdl.Variance); % residuos estandarizados
%% Autocorrelacion y Heterocedasticidad condicionada de los Residuos de la regresion
[h,p] = archtest(stdRes,'lags',2); % No rechaza H0 de No heterocedasticidad por lo que no
es necesario un ARCH(1).
% Residuos al cuadrado
figure
plot(res.^2)
title('Residuos al Cuadrado')
figure
subplot(2,1,1)
autocorr(res.^2)
subplot(2,1,2)
parcorr(res.^2)
[h,p,Qstat,crit] = lbqtest(res.^2,'Lags',[1,2,3,4]); % indica de que no hay efectos Arch en
los residuos. Valida el resultado anterior.
%% Kernel smoothing function estimate
[f,xi] = ksdensity(stdRes);

```

```

figure
plot(xi,f);
title('Kernel Density Function Residuos Estandarizados');
%% Simulaciones
rng 'default';
[Y,E,V] = simulate(EstMdl,10000,'NumPaths',1,'y0',PCA2,'e0',res,'V0',v);
simsPCA2=Y/100;
plot(simsPCA2);

%% Modelizacion PCA3
clc
load DataPCAMH
X=diff(Threeprincipalcomponents);
PCA3=X(:,3)*100; % Escalado para lograr estabilidad numérica
T = length(PCA3);
plot(PCA3)
title('Autovector 3er CP (En 1ra diferencia)');
%% Augmented Dickey-Fuller test sobre estacionariedad o raiz unitaria
% h=0 or pvalue > 0.05 no se rechaza H0 de raiz unitaria
[h,pValue] = adftest(Threeprincipalcomponents(:,3)); % No se rechaza H0
[h,pValue] = adftest(PCA3); % se rechaza H0 a favor de Estacionariedad.
%% Testing normalidad
% h=0 or pvalue > 0.05 no se rechaza H0 de normalidad
[h,p] = jbstest(PCA3); % Se rechaza H0 de normalidad en la serie a un 5%
[h,p] = adtest(PCA3); % Se rechaza H0 de normalidad en la serie a un 5%
Skew=skewness(PCA3); % asimetría
kurt=kurtosis(PCA3); % curtosis
%% Autocorrelacion (Correlogramas y QLB test)
%Serie lineal - Ambas pruebas revelan que existe autorrelacion
figure

```

```

subplot(2,1,1)
autocorr(PCA3)
subplot(2,1,2)
parcorr(PCA3)
%Q Ljung-Box test
[h,p,Qstat,crit] = lbqtest(PCA3,'Lags',[1,2,3,4]); % Se rechaza H0 de que No existe
Autocorrelacion de orden 3 y 4.
%% Serie al cuadrado - Usualmente se usa para analizar la varianza (agrupamiento de
volatilidad).
figure
subplot(2,1,1)
autocorr(PCA3.^2)
subplot(2,1,2)
parcorr(PCA3.^2)
%% Autocorrelacion y Heterocedasticidad de los Residuos
res=PCA3-mean(PCA3);
figure
subplot(2,1,1)
autocorr(res.^2)
subplot(2,1,2)
parcorr(res.^2)
% los residuos al cuadrado si presentan autocorrelacion de orden 3 y 4, efectos ARCH.
[h,p] = archtest(res); % h indica que no se rechaza H0 de No heterocedasticidad
condicional.
[h,p,Qstat,crit] = lbqtest(res.^2,'Lags',1); % indica de que no hay efectos Arch en los
residuos ARCH(1). Contradiccio?n en los tests. Valida el resultado anterior.
%% Especificaci3n del Modelo - Ecuaci3n de la media
% MA1
% Determina el numero apropiado de lags
numLags = 4;
logL = zeros(numLags,1); % Asigna los estadisticos ajustados

```

```

for k = 1:numLags
    Mdl = arima(numLags,0,0); % Specify garch model
    [~,~,logL(k)] = estimate(Mdl,PCA3,'Display','off'); % Obtiene el loglikelihood
end
fitStats = aicbic(logL,1:numLags); % AIC
lags = find(min(fitStats)); % Obtiene el numero apropiado de lags
%
Mdl=arima('MALags',1,'Constant',0,'Distribution','t'); % Luego del análisis apropiado
concluimos con esta especificación.
[h,p] = ttest(PCA3); % No se rechaza H0 de que la media (constante) es cero.
[EstMdl,EstParamCov,logL,info] = estimate(Mdl,PCA3);
[res,v,logL] = infer(EstMdl,PCA3);
stdRes = res/sqrt(EstMdl.Variance); % residuos estandarizados
%% Autocorrelacion y Heterocedasticidad condicionada de los Residuos de la regresion
[h,p] = archtest(stdRes,'lags',2); % No rechaza H0 de No heterocedasticidad.
% Residuos al cuadrado
figure
plot(res.^2)
title('Residuos al Cuadrado')
figure
subplot(2,1,1)
autocorr(res.^2)
subplot(2,1,2)
parcorr(res.^2)
[h,p,Qstat,crit] = lbqtest(res.^2,'Lags',[1,2,3,4]); % indica de que no hay efectos Arch en
los residuos ARCH(1). Valida el resultado anterior.
%% Kernel smoothing function estimate
[f,xi] = ksdensity(stdRes);
figure
plot(xi,f);

```

```

title('Kernel Density Function Residuos Estandarizados');
%% Simulaciones
rng 'default';
[Y,E,V] = simulate(EstMdl,10000,'NumPaths',1,'y0',PCA3,'e0',res,'V0',v);
simsPCA3=Y/100;
plot(simsPCA3);
%% Reconstrucción Curvas de Rendimiento MH a partir de Simulación Monte Carlo
clc
load dataMH %carga data de tasas de interés del Ministerio de Hacienda
load SimMCPCs %carga Simulaciones Monte Carlo de CPs en 1ra diferencia
load weightsMH %carga weights de cada CPs
X=dataMH;
n=10000; % numero de simulaciones
simulation=zeros (n,10);
LastCurve=X(end,:); % Curva 31 diciembre 2019
Sim=SimMCPCs;
IncSimCurve=Sim*weightsMH';
for p=1:n
    for k=1:10
        firstpath=LastCurve(1,k)+IncSimCurve(p,k);
        simulation(p,k)=firstpath;
    end
end
%% Reconstrucción Curva de Rendimiento MH a partir de Simulación Histórica
clc
load dataMH %load data de tasas de interés del Ministerio de Hacienda
load SimPCs %load Simulaciones históricas de CPs en 1ra diferencia
load weightsMH % load weights de cada CPs
X=dataMH;
n=10000; % numero de simulaciones

```

```

simulation=zeros (n,10);
LastCurve=X(end,:); % Curva 31 diciembre 2019
HistSim=SimPCs;
IncSimCurve=HistSim*weightsMH';
for p=1:n
    for k=1:10
        firstpath=LastCurve(1,k)+IncSimCurve(p,k);
        simulation(p,k)=firstpath;
    end
end
end

```

Estimación Componentes Principales BCRD

```

clc
load dataBC % Carga data de tasas de interés del Ministerio de Hacienda
X=dataBC; % Datos tipos de interés a 1, 3, 6 meses, 1, 2, 3, 5, 7 anos
CorrelationBC=corr(X); % Matriz de correlación de los datos
CovarianceBC=cov(X); % Matriz de Varianza-Covarianza de los datos
[Eigenvalues,Eigenvectors]=eig(CovarianceBC); % Matriz de Autovalores y
Autovectores
Eigenvalues=rot90(Eigenvalues,2); % Rota y Organiza la matriz de autovalores por peso
en la varianza
EigenvectorsBC=fliplr(Eigenvectors); % Voltea u organiza la matriz de autovectores por
su peso
principalcomponents=dataBC*EigenvectorsBC; % Genera los Componentes principales
ThreeprincipalcomponentsBC=principalcomponents(:,1:3); % Selecciona los 3 primeros
componentes principales
weightsBC=EigenvectorsBC(:,1:3); % Betas o ponderaciones de los 3 CPs: Nivel,
Pendiente y Curvatura de la ETTI
eigenvaluesBC=diag(Eigenvalues); % Pone la Diagonal de la matriz de autovalores
como vector
sumvariance=cumsum(var(dataBC))'; % Suma de la varianza de cada serie

```

```

sumeigval=cumsum(eigenvaluesBC); % Suma de todos los autovalores. Debe coincidir
con la "sumvariance"

explainedvarianceBC=eigenvaluesBC/sum(eigenvaluesBC); % Proporción de la varianza
explicada por cada autovector

cumvarexplainedBC=cumsum(explainedvarianceBC); % Varianza explicada acumulada

plot(weightsBC) % Grafica de los 3 componentes principales
legend('Nivel','Pendiente','Curvatura','Location','EastOutside');
title('1ros 3 Componentes Principales BCRD');

%% Modelizacion PCA1

clc

load DataPCABC
X=diff(ThreeprincipalcomponentsBC);
PCA1=X(:,1)*100; % Escalado para lograr estabilidad num?rica
T = length(PCA1);
plot(PCA1)
title('Autovector 1er CP (En 1ra diferencia)');

%% Augmented Dickey-Fuller test sobre estacionariedad o raiz unitaria
% h=0 or pvalue > 0.05 no se rechaza H0 de raiz unitaria
[h,pValue] = adftest(ThreeprincipalcomponentsBC(:,1)); % No se rechaza H0
[h,pValue] = adftest(PCA1); % se rechaza H0 a favor de Estacionariedad.

%% Testing normalidad
% h=0 or pvalue > 0.05 no se rechaza H0 de normalidad
[h,p] = jbtest(PCA1); % No se rechaza H0 de normalidad en la serie a un 5%
[h,p] = adtest(PCA1); % No se rechaza H0 de normalidad en la serie a un 5%
Skew=skewness(PCA1); % asimetría
kurt=kurtosis(PCA1); % curtosis

%% Autocorrelacion (Correlogramas y QLB test)
%Serie lineal - Ambas pruebas revelan que no existe autorrelacion

figure

```

```

subplot(2,1,1)
autocorr(PCA1)
subplot(2,1,2)
parcorr(PCA1)
%Q Ljung-Box test
[h,p,Qstat,crit] = lbqtest(PCA1,'Lags',[1,2,3,4]); % No se rechaza H0 de que No existe
Autocorrelacion.
%% Serie al cuadrado - Usualmente se usa para analizar la varianza (agrupamiento de
volatilidad).
figure
subplot(2,1,1)
autocorr(PCA1.^2)
subplot(2,1,2)
parcorr(PCA1.^2)
%% Autocorrelacion y Heterocedasticidad de los Residuos (ARCH Effects)
res=PCA1-mean(PCA1);
figure
subplot(2,1,1)
autocorr(res.^2)
subplot(2,1,2)
parcorr(res.^2)
% los residuos al cuadrado no presentan autocorrelacion, no efectos ARCH.
[h,p] = archtest(res); % h indica que No se rechaza H0 de No heterocedasticidad en favor
de un ARCH(1).
[h,p,Qstat,crit] = lbqtest(res.^2,'Lags',1); % indica de que hay efectos Arch en los
residuos ARCH(1). Valida el resultado anterior.
%% Especificación del Modelo
% MA4
% Determina el numero apropiado de lags
numLags = 4;
logL = zeros(numLags,1); % Asigna los estadísticos ajustados

```

```

for k = 1:numLags
    Mdl = arima(0,0,numLags); % Specify garch model
    [~,~,logL(k)] = estimate(Mdl,PCA1,'Display','off'); % Obtiene el loglikelihood
end
fitStats = aicbic(logL,1:numLags); % AIC
lags = find(min(fitStats)); % Obtiene el numero apropiado de lags
%
Mdl=arima('MALags',4,'Constant',0,'Distribution','t'); % Luego del análisis apropiado
concluimos con esta especificación.
[h,p] = ttest(PCA1); % No se rechaza H0 de que la media (constante) es cero.
[EstMdl,EstParamCov,logL,info] = estimate(Mdl,PCA1);
[res,v,logL] = infer(EstMdl,PCA1);
stdRes = res/sqrt(EstMdl.Variance); % Standardized residuals
%% Autocorrelacion y Heterocedasticidad condicionada de los Residuos de la regresion
[h,p] = archtest(stdRes,'lags',2); % No se rechaza H0 de No heterocedasticidad en favor
de un ARCH(1).
% Residuos al cuadrado
figure
plot(res.^2)
title('Residuos al Cuadrado')
figure
subplot(2,1,1)
autocorr(res.^2)
subplot(2,1,2)
parcorr(res.^2)
[h,p,Qstat,crit] = lbqtest(res.^2,'Lags',[1,2,3,4]); % indica de que no hay efectos Arch en
los residuos ARCH(1). Valida el resultado anterior.
%% Kernel smoothing function estimate
[f,xi] = ksdensity(stdRes);
figure
plot(xi,f);

```

```

title('Kernel Density Function Residuos Estandarizados');
%% Simulaciones
rng 'default';
[Y,E,V] = simulate(EstMdl,10000,'NumPaths',1,'y0',PCA1,'e0',res,'V0',v);
simsPCA1=Y/100;
plot(simsPCA1);

%% Modelización PCA2
clc
load DataPCABC
X=diff(ThreeprincipalcomponentsBC);
PCA2=X(:,2)*100; % Escalado para lograr estabilidad numérica
T = length(PCA2);
plot(PCA2)
title('Autovector 2do CP (En 1ra diferencia)');
%% Augmented Dickey-Fuller test sobre estacionariedad o raiz unitaria
% h=0 or pvalue > 0.05 no se rechaza H0 de raiz unitaria
[h,pValue] = adftest(ThreeprincipalcomponentsBC(:,2)); % No se rechaza H0
[h,pValue] = adftest(PCA2); % se rechaza H0 a favor de Estacionariedad.
%% Testing normalidad
% h=0 or pvalue > 0.05 no se rechaza H0 de normalidad
[h,p] = jbtest(PCA2); % No se rechaza H0 de normalidad en la serie a un 5%
[h,p] = adtest(PCA2); % No se rechaza H0 de normalidad en la serie a un 5%
Skew=skewness(PCA2); % asimetría
kurt=kurtosis(PCA2); % curtosis
%% Autocorrelacion (Correlogramas y QLB test)
%Serie lineal - Ambas pruebas revelan que no existe autorrelacion
figure
subplot(2,1,1)
autocorr(PCA2)

```

```

subplot(2,1,2)
parcorr(PCA2)
%Q Ljung-Box test
[h,p,Qstat,crit] = lbqtest(PCA2,'Lags',[1,2,3,4]); % No se rechaza H0 de que No existe
Autocorrelacion.
%% Serie al cuadrado - Usualmente se usa para analizar la varianza (agrupamiento de
volatilidad).
figure
subplot(2,1,1)
autocorr(PCA2.^2)
subplot(2,1,2)
parcorr(PCA2.^2)
%% Autocorrelacion y Heterocedasticidad de los Residuos (ARCH Effects)
res=PCA2-mean(PCA2);
figure
subplot(2,1,1)
autocorr(res.^2)
subplot(2,1,2)
parcorr(res.^2)
% los residuos al cuadrado no presentan autocorrelacion, no efectos ARCH.
[h,p] = archtest(res); % h indica que se NO rechaza H0 de No heterocedasticidad.
[h,p,Qstat,crit] = lbqtest(res.^2,'Lags',1); % indica de que no hay efectos Arch en los
residuos. Valida el resultado anterior.

%% Especificación del Modelo
% MA1
% Determina el numero apropiado de lags
numLags = 4;
logL = zeros(numLags,1); % Asigna los estadísticos ajustados
for k = 1:numLags
    Mdl = arima(0,0,numLags); % Specify garch model

```

```

    [~,~,logL(k)] = estimate(Mdl,PCA2,'Display','off'); % Obtiene el loglikelihood
end

fitStats = aicbic(logL,1:numLags); % Get AIC
lags = find(min(fitStats)); % Obtiene el numero apropiado de lags
%
Mdl=arima('MALags',1,'Constant',0,'Distribution','t'); % Luego del análisis apropiado
concluimos con esta especificación.
[h,p] = ttest(PCA2); % No se rechaza H0 de que la media (constante) es cero.
[EstMdl,EstParamCov,logL,info] = estimate(Mdl,PCA2);
[e,v,logL] = infer(EstMdl,PCA2);
stdRes = e/sqrt(EstMdl.Variance); % Standardized residuals
%% Autocorrelacion y Heterocedasticidad condicionada de los Residuos de la regresion
[h,p] = archtest(stdRes,'lags',2); % No se rechaza H0 de No heterocedasticidad en favor
de un ARCH(1).
%Residuos al cuadrado
figure
plot(e.^2)
title('Residuos al Cuadrado')
figure
subplot(2,1,1)
autocorr(e.^2)
subplot(2,1,2)
parcorr(e.^2)
[h,p,Qstat,crit] = lbqtest(e.^2,'Lags',[1,2,3,4]); % indica de que no hay efectos Arch en los
residuos. Valida el resultado anterior.
%% Kernel smoothing function estimate
[f,xi] = ksdensity(stdRes);
figure
plot(xi,f);
title('Kernel Density Function Residuos Estandarizados');
%% Simulaciones

```

```

rng 'default';
[Y,E,V] = simulate(EstMdl,10000,'NumPaths',1,'y0',PCA2,'e0',e,'V0',v);
simsPCA2=Y/100;
plot(simsPCA2);

%% Modelizacion PCA3

clc

load DataPCABC
X=diff(ThreeprincipalcomponentsBC);
PCA3=X(:,3)*100; % Escalado para lograr estabilidad numérica
T = length(PCA3);
plot(PCA3)
title('Autovector 3er CP (En 1ra diferencia)');

%% Augmented Dickey-Fuller test sobre estacionariedad o raiz unitaria
% h=0 or pvalue > 0.05 no se rechaza H0 de raiz unitaria
[h,pValue] = adftest(ThreeprincipalcomponentsBC(:,3)); % No se rechaza H0
[h,pValue] = adftest(PCA3); % se rechaza H0 a favor de Estacionariedad.

%% Testing normalidad
% h=0 or pvalue > 0.05 no se rechaza H0 de normalidad
[h,p] = jbtest(PCA3); % Se rechaza H0 de normalidad en la serie a un 5%
[h,p] = adtest(PCA3); % Se rechaza H0 de normalidad en la serie a un 5%
Skew=skewness(PCA3); % asimetría
kurt=kurtosis(PCA3); % curtosis

%% Autocorrelacion (Correlogramas y QLB test)
%Serie lineal - Ambas pruebas revelan que no existe autorrelacion

figure
subplot(2,1,1)
autocorr(PCA3)
subplot(2,1,2)
parcorr(PCA3)

```

```

%Q Ljung-Box test
[h,p,Qstat,crit] = lbqtest(PCA3,'Lags',[1,2,3,4]); % No se rechaza H0 de que No existe
Autocorrelacion.

%% Serie al cuadrado - Usualmente se usa para analizar la varianza (agrupamiento de
volatilidad).

figure
subplot(2,1,1)
autocorr(PCA3.^2)
subplot(2,1,2)
parcorr(PCA3.^2)

%% Autocorrelacion y Heterocedasticidad de los Residuos (ARCH Effects)
res=PCA3-mean(PCA3);
figure
subplot(2,1,1)
autocorr(res.^2)
subplot(2,1,2)
parcorr(res.^2)

% los residuos al cuadrado si presentan autocorrelacion, efectos ARCH.
[h,p] = archtest(res); % h indica que NO se rechaza H0 de No heterocedasticidad.
[h,p,Qstat,crit] = lbqtest(res.^2,'Lags',1); % indica que no hay efectos Arch en los
residuos. Valida el resultado anterior.

%% Especificación del Modelo
% AR1
% Determina el numero apropiado de lags
numLags = 4;
logL = zeros(numLags,1); % Asigna los estadísticos ajustados
for k = 1:numLags
    Mdl = arima(numLags,0,0); % Specify garch model
    [~,~,logL(k)] = estimate(Mdl,PCA3,'Display','off'); % Obtiene el loglikelihood
end
fitStats = aicbic(logL,1:numLags); % AIC

```

```

lags = find(min(fitStats)); % Obtiene el numero apropiado de lags
%
Mdl=arima('ARLags',1,'MALags',1,'Constant',0,'Distribution','t'); % Luego del analisis
apropiado concluimos con esta especificación.
[h,p] = ttest(PCA3); % No se rechaza H0 de que la media (constante) es cero.
[EstMdl,EstParamCov,logL,info] = estimate(Mdl,PCA3);
[res,v,logL] = infer(EstMdl,PCA3);
stdRes = res/sqrt(EstMdl.Variance); % Standardized residuals
%% Autocorrelacion y Heterocedasticidad condicionada de los Residuos de la regresion
[h,p] = archtest(stdRes,'lags',2); % No se rechaza H0 de No heterocedasticidad.
%Residuos al cuadrado
figure
plot(res.^2)
title('Residuos al Cuadrado')
figure
subplot(2,1,1)
autocorr(res.^2)
subplot(2,1,2)
parcorr(res.^2)
[h,p,Qstat,crit] = lbqtest(res.^2,'Lags',[1,2,3,4]); % indica de que no hay efectos Arch en
los residuos. Valida el resultado anterior.
%% Kernel smoothing function estimate
[f,xi] = ksdensity(stdRes);
figure
plot(xi,f);
title('Kernel Density Function Residuos Estandarizados');
%% Simulaciones
rng 'default';
Y = simulate(EstMdl,10000,'NumPaths',1,'y0',PCA3,'e0',res,'V0',v);
simsPCA3=Y/100;

```

```
plot(simsPCA3);
```

```
%% Curvas de Rendimiento MH por Simulación Monte Carlo
```

```
clc
```

```
load dataBC %load data de tasas de interés del Ministerio de Hacienda
```

```
load SimMCPCsBC %load Simulaciones Monte Carlo de CPs en 1ra diferencia
```

```
load weightsBC %load weights de cada CPs
```

```
X=dataBC;
```

```
n=10000; % numero de simulaciones
```

```
simulation=zeros (n,8);
```

```
LastCurve=X(end,:); % Curva 31 diciembre 2019
```

```
Sim=SimMCPCsBC;
```

```
IncSimCurve=Sim*weightsBC';
```

```
for p=1:n
```

```
    for k=1:8
```

```
        firstpath=LastCurve(1,k)+IncSimCurve(p,k);
```

```
        simulation(p,k)=firstpath;
```

```
    end
```

```
end
```

```
%% Curvas de Rendimiento MH por Simulación Histórica
```

```
clc
```

```
load dataBC %load data de tasas de interés del Ministerio de Hacienda
```

```
load SimPCBC %load Simulaciones históricas de CPs en 1ra diferencia
```

```
load weightsBC %load weights de cada CPs
```

```
X=dataBC;
```

```
n=10000; % número de simulaciones
```

```
simulation=zeros (n,8);
```

```
LastCurve=X(end,:); % Curva 31 diciembre 2019
```

```
HistSim=SimPCBC;
```

```
IncSimCurve=HistSim*weightsBC';  
for p=1:n  
    for k=1:8  
        firstpath=LastCurve(1,k)+IncSimCurve(p,k);  
        simulation(p,k)=firstpath;  
    end  
end
```