

Recibido: 29-01-2015/ Aprobado: 02-08-2015
pp. 137-159

**Juan Fernández,
Luis Morales La Paz y
Alfredo Vetencourt**



**VALOR EN RIESGO:
EVALUACIÓN DE
DESEMPEÑO COMO
INDICADOR DE RIESGO DE
MERCADO DE LA DEUDA
PÚBLICA VENEZOLANA**

RESUMEN

En este artículo se describe la medición del riesgo de mercado para los títulos de deuda venezolana denominada en bolívares, utilizando el Valor en Riesgo (VaR) aplicado de forma paramétrica y con simulaciones de Monte Carlo, evaluando dichos resultados con base en el método de backtesting a través de los test de Kupiec y de Christoffersen.

Palabras claves: Riesgo de Mercado, Valor en Riesgo, Kupiec, Christoffersen

ABSTRACT

In this paper we describe the measurement of market risk for debt securities denominated in Venezuelan bolivars, using Value-at-Risk (VaR) applied under the parametric form and Monte Carlo simulations, evaluating these results based on the method of backtesting through the Kupiec test and Christoffersen test.

Keywords: Market Risk, Value at Risk, Kupiec, Christoffersen

1. Introducción

El Sistema Financiero Venezolano, para el período 2010-2013, se desenvuelve en un escenario de notable expansión del gasto público, que fue posible por el crecimiento de la actividad económica y los altos niveles de financiamiento conseguidos a través de las operaciones de crédito público. Este periodo tuvo como principal característica una política fiscal expansiva que aumentó el volumen en circulación de medios de pago denominados en la moneda nacional. Al compaginar esta situación con la existencia de una fuerte restricción a la movilidad de capitales, se generó un efecto expansivo considerable en los balances de las instituciones financieras.

Gráfico 1. Títulos de DPN en posesión de la Banca



Fuente: Sudeban; Cálculos Propios

Al cierre del año 2013, la inversión en títulos valores en manos de la banca, creció 999,29%, en comparación a enero 2010. La proporción de títulos valores en manos de la banca privada pasó de 64,96% al inicio del año 2010 a 60,17% al cierre de 2013. La proporción de inversiones en títulos valores por parte de la banca pública se ubicó en 39,83% al cierre de 2013, en comparación al 35,04% registrado en el mes de enero 2010. En el período de estudio, casi la

totalidad de la inversión en títulos valores emitidos en moneda doméstica se encuentra en la cartera de la banca pública y privada. Esa proporción se ha mantenido por encima de 97% entre los años 2010 y 2013.

Esta realidad obliga a las instituciones financieras a desarrollar metodologías adecuadas para la medición del riesgo de mercado, y a evaluar el desempeño de tales metodologías. La gestión del riesgo de mercado, entendido éste como aquella pérdida que está asociada a movimientos adversos de los precios de los instrumentos financieros en los mercados donde se tengan posiciones, ha generado la necesidad de diseñar e implementar herramientas que permitan estimar y manejar dicho riesgo.

En este trabajo se presenta una medida de riesgo utilizando el método de Monte Carlo y una medida de riesgo utilizando el método paramétrico para la estimación del riesgo de los títulos de deuda pública venezolana denominada en bolívares. Seguidamente, se muestra la metodología de backtesting para identificar problemas en los planteamientos y formas de medición de riesgo, así como permite identificar severas subestimaciones de riesgo. Para ello, se utilizan los test de Kupiec y de Christoffersen para evaluar los cálculos del VaR paramétrico y de simulaciones de Monte Carlo y comparar su desempeño como medidores de riesgo.

2. Valor en Riesgo

El método de Valor en Riesgo (VaR) es una herramienta que se utiliza para cuantificar el riesgo de mercado, y mide la peor pérdida estimada en un intervalo de tiempo determinado, tomando en cuenta una probabilidad definida de pérdida⁷³. La intención principal del VaR es crear una sencilla medición cuantitativa de los riesgos negativos a los cuales puede estar expuesta una cartera o portafolio⁷⁴. El Valor en Riesgo posee dos características fundamentales: en primer lugar, es capaz de establecer una medición de riesgo consistente para diferentes posiciones e instrumentos financieros. En segundo lugar, toma en consideración la correlación que existe entre distintos factores que determinan el riesgo⁷⁵.

73 JORION, P. *Value at Risk*. New York: McGraw Hill, 2007.

74 NIEPPOLA, O. *Backtesting Value-at-Risk Models*. Helsinki: Helsinki School of Economics, 2009.

75 DOWD, K. *Beyond Value at Risk: The New Science of Risk Management*. New York: Wiley Frontiers, 1998.

Siguiendo a Johnson⁷⁶, se puede estimar el VaR para un activo bajo la siguiente expresión:

$$\text{VaR} = \alpha \cdot \sqrt{\sigma^2 \cdot \Delta t}$$

Donde α es el que define el área de pérdida de los retornos, asumiendo que estos se comportan como una distribución normal; su valor representa el lado izquierdo de esta distribución, σ^2 es la varianza de los retornos o la volatilidad promedio de precios, que es calculada según la información estadística, y Δt el horizonte de tiempo para el cual se calcula el VaR. El cálculo puede ser dividido en dos métodos: los métodos paramétricos y los métodos no paramétricos.

La medida de riesgo *Value at Risk* (VaR) permite calcular el nivel de pérdidas esperadas dentro de un espacio temporal de acuerdo a las características del activo a estudiar, midiendo cuánto dinero puede perderse en determinado horizonte de tiempo con un nivel de confianza especificado. El cálculo puede ser dividido en dos métodos: los métodos paramétricos y los métodos no paramétricos.

2.1. Métodos Paramétricos de Estimación del Valor en Riesgo

El método paramétrico es aquel que surge de la estimación de parámetros, como la desviación típica, en vez de la realización de una lectura cuantitativa de una distribución empírica. Dicho método asume que se conoce con antelación la distribución estadística de los parámetros de mercado, y generalmente se supone que se distribuyen normalmente⁷⁷. Sin embargo, la mayoría de los activos financieros están distribuidos con colas anchas, por lo que en la realidad, la existencia de resultados extremos es más probable que lo que la distribución normal pudiera sugerir⁷⁸. Esta es una de las críticas al modelo, además de existir la posibilidad de que se establezcan sesgos dentro de los activos a comparar, como en el caso de un portafolio que contenga opciones⁷⁹.

Si se asume que los retornos esperados de R de un portafolio de n activos tienen una distribución normalmente distribuida, estos pueden definirse de la siguiente manera:

$$E[R_p] = \omega' \cdot E[R]$$

76 JOHNSON, C. *Value at Risk: Teoría y Aplicaciones*. Santiago: Working Papers, Banco Central de Chile, 2002.

77 NIEPPOLA, O. *Op. Cit.*, p. 6.

78 JORION, P. *Op. Cit.*, p. 110.

79 JORION, P. *Op. Cit.*, p. 122.

A su vez, la varianza del portafolio se representa por la siguiente ecuación, donde ω es un vector columna de ponderadores no negativos que suman y Σ define la matriz de varianzas y covarianzas para los retornos de los n activos:

$$\sigma_p^2 \equiv \omega' \cdot E[\Sigma] \cdot \omega$$

Johnson⁸⁰ estableció que, dentro del algoritmo para calcular el VaR, en la matriz dentro de Σ puede incluirse también alguna valoración de desviaciones estándar por medio de las volatilidades implícitas de los títulos de valores.

Como el cálculo del VaR tiene relación con la frecuencia del título o portafolio, es necesario realizar un ajuste por el parámetro temporal Δt , por la raíz cuadrada del número de días para el cual se establezca la frecuencia, como muestra la siguiente ecuación:

$$\text{VaR}_p \equiv \sigma \sqrt{\omega' \cdot E[\Sigma] \cdot \omega} \cdot \sqrt{\Delta t}$$

2.2. Métodos No Paramétricos de Estimación del Valor en Riesgo

Los métodos no paramétricos consisten en un tipo de medición que se basa en incluir toda la serie histórica de los retornos de cada activo sin importar el comportamiento de estos⁸¹. Existen dos tipos de métodos no paramétricos: el de simulación histórica, y el método de Monte Carlo. El método de Monte Carlo consiste en simulaciones que modelan las variaciones en los factores de riesgo, más que los cambios en los activos individuales. Este método se fundamenta en los posibles shocks del mercado.

De acuerdo a Cheung & Powell⁸², la estimación de un VaR no paramétrico puede evitar el peligro de cometer errores de especificación de las distribuciones de los factores de riesgo, que pueden llevar a una sobre o sub-estimación del VaR. De acuerdo a Jorion⁸³, el VaR no paramétrico se basa en incluir toda la serie histórica de los retornos de cada activo sin importar el comportamiento de estos.

80 JOHNSON, C. *Op. Cit.*, p 8.

81 JORION, P. *Op. Cit.*, p 209.

82 CHEUNG, Y. H., & POWELL, R. "Anyone Can Do Value at Risk: A non Parametric Teaching Study". *Australasian Accounting, Business and Finance Journal*, pp. 111-123, 2012.

83 JORION, P. *Op. Cit.*, p. 217.

En cuanto al VaR de Monte Carlo, De Lara⁸⁴ plantea que la simulación por Monte Carlo formula escenarios de rendimiento o precios de un activo mediante la generación de números aleatorios, para luego observar el comportamiento del activo simulado. La simulación de Monte Carlo puede ser explicada a partir de los procesos estocásticos para las variables financieras y, con base en estos, en la estimación de las correlaciones y volatilidades utilizando datos de mercado y los datos históricos. Posteriormente, estas simulaciones se compilan dentro de una distribución conjunta de retornos, a partir de los cuales se calculan las estimaciones del VaR⁸⁵.

Nieppola⁸⁶ plantea que la principal fortaleza que ofrece la simulación de Monte Carlo es que no necesita asumir que los retornos están distribuidos normalmente. Si bien los parámetros son estimados de acuerdo a datos históricos, es posible incorporar argumentos subjetivos y compaginarlos con otros tipos de información para mejorar las distribuciones simuladas.

De acuerdo a Jorion⁸⁷, otra potencial debilidad de este método de simulación se encuentra en el *riesgo de modelo*. Este riesgo potencial se origina por errores en los supuestos para los modelos de precios y en los procesos estocásticos relacionados a los mismos.

El método de Monte Carlo es recursivo, es decir, que para determinar el nuevo valor del activo, este dependerá del valor obtenido en el período anterior de manera sucesiva y sólo necesita generar números aleatorios para crear escenarios. Mientras tanto, se mantiene el valor de la media y la varianza constantes.

Una vez que se realizan las simulaciones, se obtiene un histograma de frecuencias para los valores obtenidos por el algoritmo. Se muestra un ejemplo a continuación, con 25.000 simulaciones para el cálculo del Valor en Riesgo de un Título de Deuda Pública, mostrando el quinto percentil del histograma, y de acuerdo a De Lara⁸⁸, la estimación del VaR se obtiene calculando el percentil del histograma de frecuencias que se adecúe al nivel de confianza deseado.

84 DE LARA, A. *Medición y control de riesgos financieros*. Tercera edición. México: Limusa Noriega, 2007.

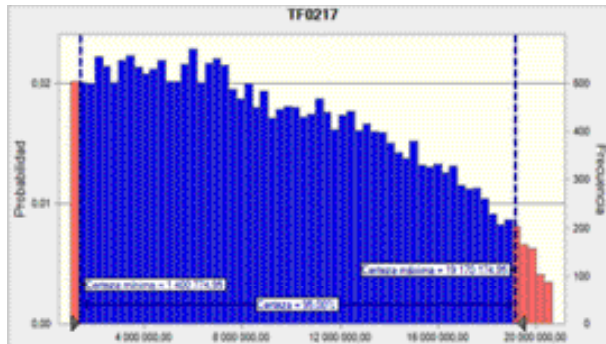
85 JORION, P. *Op. Cit.*, p. 223.

86 NIEPPOLA, O. *Op. Cit.*, p. 12.

87 JORION, P. *Op. Cit.*, p. 265.

88 DE LARA, A. *Op. Cit.*, p. 147.

Gráfico 2. Ejemplo de Simulación de Monte Carlo

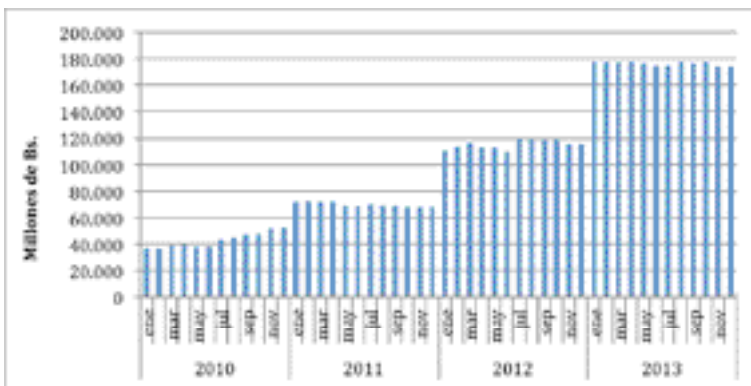


Fuente: Elaboración propia

3. Deuda Pública Interna y Sistema Financiero de Venezuela

Como ya fue comentado, la participación de la deuda pública interna ha aumentado significativamente su participación en el balance bancario venezolano. El monto en circulación de la deuda interna pasó de cerca de los Bs. 40.000 millones a principios del año 2010, a casi Bs. 180.000 millones al cierre del año 2013, como se muestra en el gráfico 3.

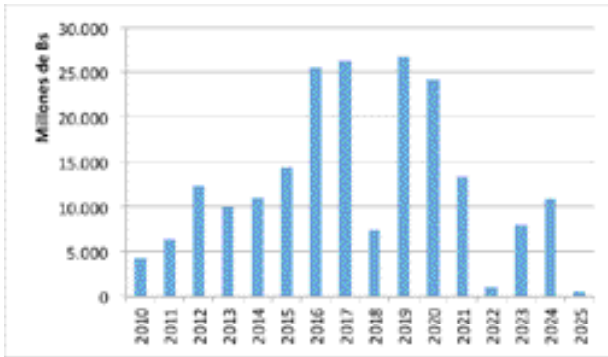
Gráfico 3. Monto en Circulación de la Deuda Pública Nacional



Fuente: BCV

El perfil de vencimientos de la deuda pública interna está concentrado entre los años 2016 y 2020, como se observa en el gráfico 4. Ello implica una mayor elasticidad interés de los precios de estos bonos.

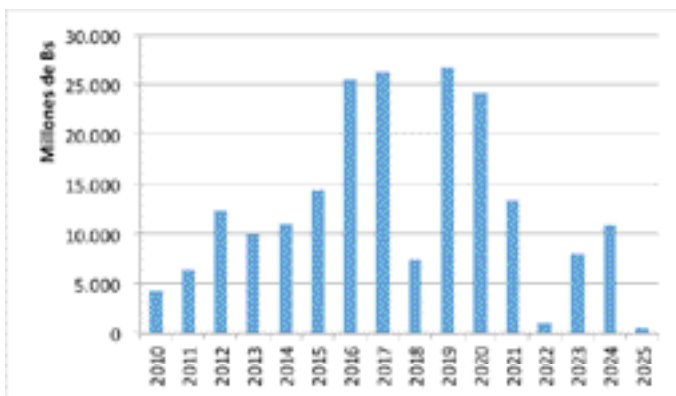
Gráfico 4. Perfil de Vencimiento de la Deuda Pública Nacional



Fuente: BCV

De acuerdo a la normativa contable para toda la banca, cuando existen variaciones en los niveles de precios de los títulos de Deuda Pública Nacional, el impacto en las cuentas de la banca queda reflejado en dos ámbitos. Por un lado, en caso de que la institución financiera realice una operación de venta del título, la variación de su precio entra en el estado de ganancias y pérdidas en la cuenta de Otros Ingresos (Gastos) operativos dependiendo del resultado de la operación. Por otra parte, cuando las ganancias o pérdidas no han sido realizadas, el ajuste de precios afecta el patrimonio de las instituciones financieras. En el gráfico 5 se muestra la combinación de estos dos factores:

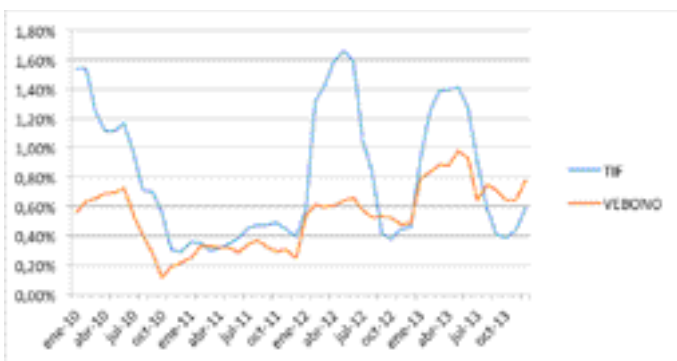
Gráfico 5. Ganancias o pérdidas por cambios de precios de DPN



Fuente: Sudeban; Cálculos Propios

Las variaciones de precios se reflejan en una mayor volatilidad. En el gráfico 6 se observa el comportamiento de las volatilidades de los títulos de valores durante el período de estudio. Al inicio del período de estudio, es evidente la mayor volatilidad de los Títulos de Interés Fijo (TIF) con respecto a los Bonos de Deuda Pública con cupón variable (VEBONOS), lo cual se explica por el mayor riesgo de tasa de interés de los títulos valores que no ajustan su pago de intereses en el tiempo. Sin embargo, al cierre de dicho período, se observa como las mismas tienden a converger entre ellas, incluso la volatilidad de los VEBONOS termina siendo superior a la de los TIF.

Gráfico 6. Volatilidad de los Títulos DPN



Fuente: BCV; Cálculos Propios

4. Comparación de VaR paramétrico y VaR por simulación de Monte Carlo para los Bonos de Deuda Pública Nacional

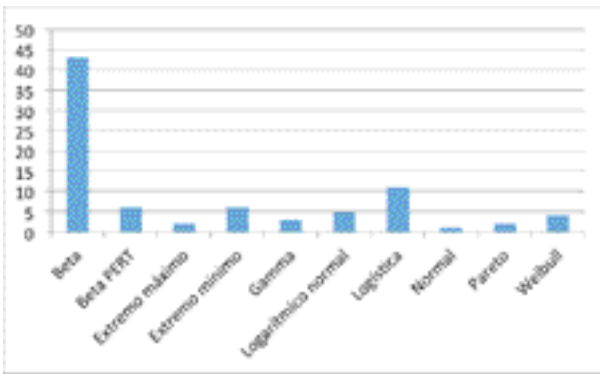
En esta sección se presenta la estimación del VaR de acuerdo a las dos metodologías explicadas antes, y se contrasta la efectividad de ambas metodologías en la medición del riesgo de mercado para los Bonos de Deuda Pública emitidos en bolívars.

Para tener un ajuste más preciso, en vez de asumir directamente la distribución normal para el VaR paramétrico, se determinó la distribución estadística que mejor se ajusta al comportamiento de los precios y los rendimientos de los títulos valores que se encontraban en circulación entre enero 2010 y diciembre 2013. En total, 42 TIF y 47 VEBONOS. Se evaluaron sus niveles de precios y retornos diarios en este período, utilizando este resultado además como referencia para la estimación del VaR por Monte Carlo. Posteriormente, se presentan los resultados del backtesting junto con sus pruebas de validación, para verificar la precisión y calidad de las estimaciones

VaR para medir el riesgo de mercado. La tabla A1 de los anexos contiene los títulos con sus respectivos montos en circulación en bolívares.

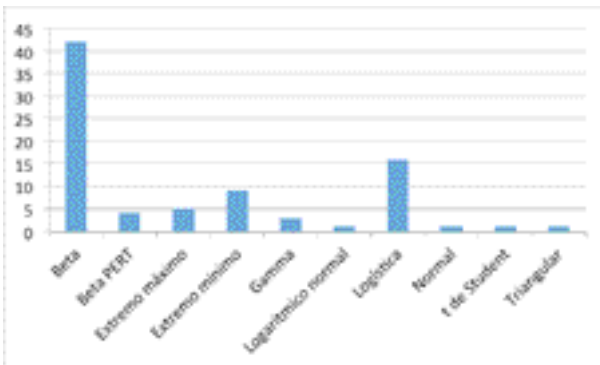
Tomando como base los precios y los retornos diarios que mostraron estos títulos en el período de estudio, en los gráficos 7 y 8 se evidencia que tanto para los precios como para retornos, la mejor distribución estadística a la que se pueden ajustar los títulos corresponde a una distribución Beta. Dado que los precios de los títulos se ajustaban a la distribución Beta en mayor proporción que los retornos de los mismos, se procedió a estimar los VaR con base en los precios.

Gráfico 7. Distribución Estadística de los Precios



Fuente: BCV; Cálculos propios

Gráfico 8. Distribución Estadística de los Rendimientos



Fuente: BCV; Cálculos propios

La función de estimación de la distribución Beta es la siguiente:

$$f(x) = \frac{\Gamma(\alpha + \beta)}{\Gamma(\alpha)\Gamma(\beta)} x^{\alpha-1} (1-x)^{\beta-1}, \quad x \in (0, 1), \quad \alpha, \beta > 0$$

En el proceso de identificación de las variables necesarias para las estimaciones del VaR por ambas metodologías, se calcula la ecuación presentada en Johnson⁸⁹:

$$VaR = \alpha \cdot \sqrt{\sigma^2 \cdot \Delta t}$$

El factor α es el que define el área de pérdida de los precios, de acuerdo a un nivel de confianza B ; σ^2 es la varianza de los retornos o la volatilidad promedio de precios, que es calculada según la información estadística, y Δt el horizonte de tiempo para el cual se calcula el VaR; todo esto de acuerdo a lo explicado en la sección 2 del presente trabajo.

Para calcular el VaR, las variables para las cuales se poseen datos con periodicidad diaria serán ajustadas para reflejar su comportamiento mensual. Esto se debe a que la metodología utilizada para comparar los resultados de distintas mediciones de VaR requiere la comparación de las estimaciones con resultados reales, que en este caso serían las ganancias o pérdidas de la banca por la variación de los precios de los títulos de valores, información que se presenta mensualmente en los reportes de la Sudeban. En este sentido, tenemos la siguiente descripción:

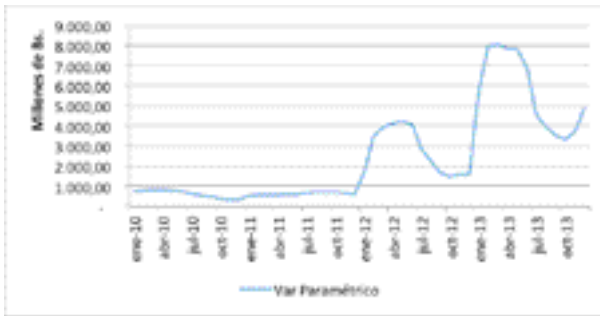
- a) Precio: Se utilizó el promedio mensual de los precios de cierre de cada título diario registrado en operación.
- b) Volatilidad: Se estimó la desviación típica diaria de las variaciones de precios. Posteriormente, se promediaron las volatilidades diarias calculadas para cada mes.
- c) Monto en circulación: Se reflejó el promedio del monto en circulación de cada título denominado en bolívares para ese mes, publicados por el BCV.
- d) Período de liquidación: Como criterio para el período de liquidación en el cálculo del VaR, se utilizó un período de 10 días, en consistencia con lo establecido por el Comité de Basilea en el año 2006.
- e) Factor de confianza: Se utilizó un nivel de confianza de 95%, utilizando una distribución beta con base en los parámetros α y β y límites superiores e inferiores a los cuales se ajustaron los títulos previamente.

Para el cálculo de VaR paramétrico, se realizó su estimación lineal utilizando la distribución Beta. Como se observa en el gráfico 9, el crecimiento mensual más significativo se dio en los primeros meses del año 2012 y el año

⁸⁹ JOHNSON, C. *Op. Cit.*, p. 6.

2013, que coincide con la significativa expansión de las operaciones de deuda pública registrada durante dichos períodos.

Gráfico 9. VaR Paramétrico

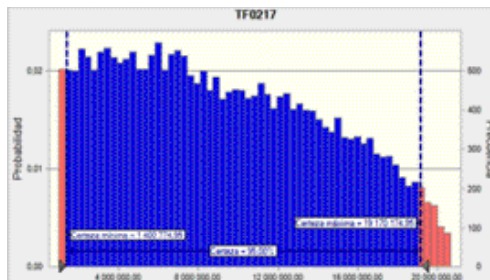


Fuente: Cálculos propios

En el caso de la estimación del VaR por simulación de Monte Carlo, se tomaron en cuenta los siguientes aspectos para realizarla: en primer lugar, se definió como supuesto para el cálculo que los precios promedios mensuales se ajustaban a una distribución estadística Beta. Con base en los estimados realizados previamente, estos precios representan las variables a simular, utilizando un número de 25.000 iteraciones para garantizar una mayor bondad del ajuste en el cálculo del VaR⁹⁰.

El gráfico 10 muestra como ejemplo los resultados calculados para el Título de Interés Fijo con vencimiento en febrero de 2017 (TIF0217) durante un mes. Calcula con un 95% de confianza un VaR de Bs. 19.170.174,95.

Gráfico 10. Ejemplo de Simulación por VaR de Monte Carlo



El nivel de certeza es 95,000%

El rango de certeza es de 1.400.774,95 a 19.170.174,95

El rango completo es de 1.004.804,14 a 20.639.674,83

El caso base es 9.413.784,14

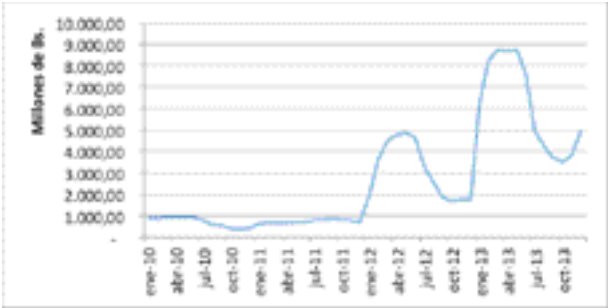
Después de 20.000 pruebas, el error estándar de la media es 32.758,48

Fuente: Cálculos propios

90 DE LARA, A. *Op. Cit.*, p 145.

Una vez que se realizaron las simulaciones, se totalizaron mensualmente los resultados de cada título, y dio como resultado que el VaR de Monte Carlo tuvo un comportamiento muy similar al VaR paramétrico, coincidiendo de la misma manera con el notable aumento del endeudamiento público observado en los primeros meses del año 2012 y el año 2013, como se observa en el gráfico 11.

Gráfico 11. VaR no Paramétrico por Monte Carlo



Fuente: Cálculos propios

De acuerdo a los resultados obtenidos para cada estimación de VaR, se realizó el contraste entre los valores calculados por la medición del VaR paramétrico y el VaR de Monte Carlo respectivamente. Se observa en el gráfico 12 que se comportan de manera similar, aunque el VaR estimado por Montecarlo es mayor al VaR paramétrico.

Gráfico 12. Comparación de metodologías VaR



Fuente: Cálculos propios

El VaR paramétrico subestima en promedio 12,6% al VaR estimado por Montecarlo. La diferencia porcentual entre las dos metodologías para la

estimación del VaR, no supera los 20 puntos durante el período de estudio, es decir, el VaR de Monte Carlo no representa menos del 80% del valor del VaR Paramétrico. La relación entre ellos queda expuesta en el gráfico 13.

Gráfico 13. Relación VaR Monte Carlo/Paramétrico



Fuente: Cálculos propios

5. Medición del Desempeño del VaR (Backtesting)

De acuerdo a Castillo⁹¹, el *backtesting* es un procedimiento estadístico utilizado para validar la calidad y la precisión de un modelo VaR que evalúa el desempeño de las metodologías empleadas para la estimación de éste. Permite detectar fallas en los modelos de medición de riesgo de mercado y es comúnmente utilizado por la banca y otras instituciones financieras para verificar la precisión de sus modelos. De esta manera, las ganancias y pérdidas reales son comparadas sistemáticamente con aquellas estimadas por el VaR.

Existen diferentes tipos de metodologías de *Backtesting* para evaluar la calidad de las estimaciones de los modelos VaR. En el caso de una estimación con un nivel de confianza de 99% para el cálculo del VaR diario, se espera que ocurra 1 excepción cada 100 días. En este caso, el *backtesting* permite determinar si la frecuencia en la que ocurren las excepciones se ajusta al nivel de confianza utilizado en la estimación. Este tipo de pruebas son aquellas conocidas como las de cobertura incondicional.

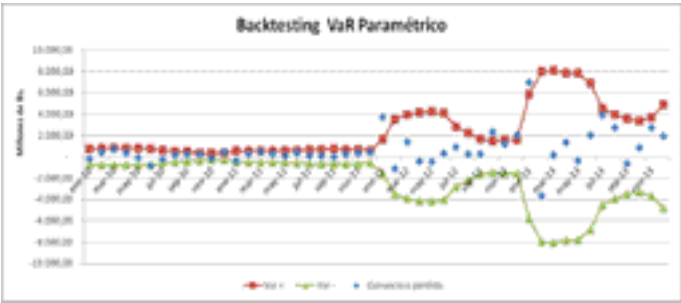
Una buena estimación del VaR no solo identifica un número correcto de excepciones, sino también plantea que las mismas se producen de manera uniforme, es decir, que son independientes entre ellas. Cuando existe un *clustering* o agrupamiento de excepciones, esto indica que el modelo es incapaz de captar los cambios en la volatilidad y las correlaciones del mercado. En el caso de la metodología de cobertura condicional, no sólo evalúa el

91 Castillo, X. Á. *Backtesting para modelos internos de medición de riesgos: Determinación estadística de la Tabla de Permanencia* (Vol. 8). Santiago, Chile: Superintendencia de Bancos e Instituciones Financieras, 2007, p. 4.

número de excepciones, sino también toma en cuenta las variaciones de tiempo y los condicionantes que presentan los datos para evaluar la calidad del modelo VaR⁹².

Cuando se procede a comparar las estimaciones del VaR paramétrico con las ganancias o pérdidas del sistema bancario causadas por las variaciones en los precios de los títulos valores (registradas en los estados de resultados y de patrimonio de las instituciones bancarias) en el período que abarcó entre 2010-2013, se observa que existen seis salidas, es decir, el modelo presenta seis excepciones en el período de estudio, como se observa en el gráfico 14.

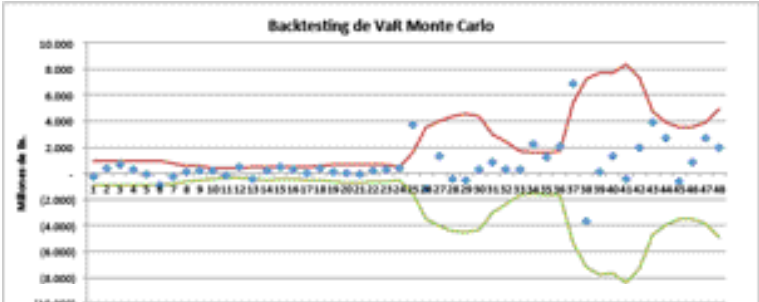
Gráfico 14. Backtesting del VaR Paramétrico



Fuente: Cálculos propios

En caso del VaR por Monte Carlo, se observa que al contrastar las estimaciones del VaR mensual de esta metodología con las ganancias o pérdidas del sistema bancario, el modelo presenta cinco excepciones en el período de estudio, una menos que en el caso de la estimación del VaR paramétrico, como se muestra en el gráfico 15.

Gráfico 15. Backtesting del VaR No Paramétrico por Monte Carlo



Fuente: Cálculos propios

92 JORION, P. *Op. Cit.*, p. 116.

La Tabla 1 resume las salidas en cada caso de aplicación del backtesting. En el año 2010 fue donde el VaR por Monte Carlo presentó una salida menos que el VaR paramétrico.

Tabla 1. Backtesting del VaR Paramétrico y No Paramétrico

Año	2010	1011	2012	2013
Salidas VaR Paramétrico	2	0	3	1
Salidas VaR No Paramétrico	1	0	3	1

Fuente: Cálculos propios

Para la validación del *backtesting*, se aplicó la prueba de Kupiec, también conocida como POF-Test, que mide si el número de excepciones o fallas es consistente con el nivel de confianza del modelo. La única información necesaria para implementar esta prueba es el número de observaciones T , el número de excepciones x y el nivel de confianza⁹³.

$$H_0 : p = \hat{p} = \frac{x}{T}$$

De acuerdo con Viridi⁹⁴, la hipótesis nula es “observar si el número de salidas \hat{p} es significativamente distinto a p , aquel valor sugerido por el nivel de confianza utilizado”. La prueba estadística que establece el Ratio de Verosimilitud es la siguiente:

$$LR_{POF} = -2 \ln \left(\frac{(1-p)^{T-x}}{\left[1 - \frac{x}{T}\right]^{T-x} \left(\frac{x}{T}\right)^x} \right)$$

Esta metodología fue empleada para evaluar la precisión de las estimaciones del VaR realizadas. En total, se consideraron 48 observaciones que corresponden al período de 48 meses que transcurrieron entre enero 2010 y diciembre 2013. De acuerdo a los criterios establecidos previamente, se pudo construir la siguiente tabla de aceptación o rechazo correspondiente a un nivel de confianza determinado y el número de observaciones:

93 DOWD, K. *Op. Cit.*, p. 321.

94 VIRDI, N. K. “A Review of Backtesting Methods for Evaluating Value-at-Risk”. *International Review of Business Research Papers*, 7 (4), pp. 14-24, 2011.

Tabla 2. Zonas de Rechazo del Test de Kupiec

Nivel de Probabilidad	Regiones de No Rechazo para un Número de Fallos, N							
	T = 25	T = 48	T = 100	T = 250	T = 300	T = 350	T = 400	T = 450
0,01	N < 4	N < 2	N < 4	N < 7	1 < N < 7	1 < N < 7	1 < N < 7	1 < N < 8
0,015	N < 5	N < 2	N < 5	N < 9	1 < N < 10	1 < N < 11	2 < N < 12	2 < N < 13
0,02	N < 6	N < 4	N < 6	1 < N < 10	1 < N < 12	2 < N < 13	3 < N < 15	3 < N < 16
0,025	N < 7	N < 4	N < 7	2 < N < 12	2 < N < 14	3 < N < 16	4 < N < 17	5 < N < 19
0,03	N < 7	N < 6	N < 7	2 < N < 14	3 < N < 16	4 < N < 18	5 < N < 20	7 < N < 22
0,05	N < 10	N < 6	N < 10	6 < N < 20	8 < N < 23	10 < N < 27	12 < N < 30	12 < N < 33
0,1	N < 6	1 < N < 10	4 < N < 17	16 < N < 35	20 < N < 41	24 < N < 47	28 < N < 53	33 < N < 58

Fuente: Jorion (2007); Cálculos propios

Comparando el nivel de salidas después de la aplicación del backtesting con la tabla 2 para 48 observaciones, la aplicación del test permite afirmar que, dado un nivel de confianza de 5%, el número de salidas estimado por el VaR paramétrico no es consistente con el modelo debido a que, como se muestra en la tabla 3, un nivel de salidas de 12,5% se encuentra por fuera del rango de aceptación. De igual modo, al aplicar el Ratio de Verosimilitud establecido como prueba estadística, el resultado para 6 salidas en 48 observaciones queda fuera del área de aceptación estadística establecida. Por lo tanto, se rechaza la hipótesis nula y la estimación paramétrica del VaR no pasa el test de Kupiec.

Tabla 3. Test de Kupiec para el VaR Paramétrico

	Prueba de Kupiec	Ratio de Verosimilitud
Observaciones	48	48
Salidas permitidas	5	
Salidas Efectivas	5	
% Salidas	10,40%	
Estadístico Chi-Cuad		3,841
Número de salidas		5
Nivel de confianza		5,00%
Resultado		2,2908

Fuente: Cálculos propios

En el caso del VaR estimado por simulaciones de Monte Carlo, éste presentó 5 salidas para un total de 48 observaciones. Al comparar con la tabla 2, para este número de datos, dado un nivel de confianza de 5% el número de salidas sí es consistente con el modelo, representando un total de 10,4%

de las observaciones. En el caso del Ratio de Verosimilitud, comparado con el estadístico Chi-Cuadrado para un nivel de confianza de 5%, entra dentro del área de aceptación de la hipótesis de que el número de salidas es consistente (ver tabla 4). Por este motivo, se valida la simulación de VaR por Monte Carlo, con respecto al criterio del test de Kupiec.

Tabla 4. Test de Kupiec para el VaR No Paramétrico

	Prueba de Kupiec	Ratio de Verosimilitud
Observaciones	48	48
Salidas permitidas	5	
Salidas Efectivas	5	
% Salidas	10,40%	
Estadístico Chi-Cuad		3,841
Número de salidas		5
Nivel de confianza		5,00%
Resultado		2,2908

Fuente: Cálculos propios

En este sentido, el VaR paramétrico no aprueba el test de Kupiec mientras que el VaR por Monte Carlo sí lo aprueba, lo que señala la posibilidad de que la metodología de Monte Carlo para medir el riesgo de mercado es más precisa que la metodología paramétrica.

Ahora bien, la prueba de Kupiec ha sido criticada por dos razones. En primer lugar, se considera que la misma es estadísticamente débil con tamaños de muestra acordes a la normativa financiera vigente (un año). En segundo lugar, se considera incompleta, dado que solo considera la frecuencia de las pérdidas y no el momento en el que se producen. Por lo tanto, es incapaz de identificar la presencia de "clustering" o dependencia entre las excepciones; de manera de poder rechazar el modelo. Es por estas razones que autores como Nieppola⁹⁵ afirman que el *backtesting* no puede basarse únicamente en pruebas de metodología de cobertura incondicional.

En este sentido, se aplicó también la Prueba de Christoffersen, que de acuerdo con Viridi⁹⁶ es la técnica de cobertura condicional más utilizada en el *backtesting*, porque que no solo evalúa la frecuencia en la que ocurren violaciones a las estimaciones del VaR, sino que también pondera el momento en el que la mismas ocurren. La Prueba de Christoffersen utiliza una metodología similar a Kupiec, agregando una estadística aparte para medir la independencia de las excepciones. Básicamente examina si la probabilidad

95 NIEPPOLA, O. *Op. Cit.* p. 13.

96 VIRIDI, N. K. *Op. Cit.*, p. 19.

de que suceda una excepción en un determinado día está relacionada con los resultados del día anterior. En otras palabras, si el modelo es bueno el hecho de que ocurra una excepción hoy no depende ni está relacionado con que haya ocurrido o no una excepción ayer.

La prueba estadística para la independencia de las excepciones que establece el ratio de verosimilitud es la siguiente:

$$LR_{ind} = -2 \ln \left(\frac{(1 - \Pi)^{n_{00} + n_{10}} \Pi^{n_{01} + n_{11}}}{(1 - \Pi_0)^{n_{00}} \Pi_0^{n_{01}} (1 - \Pi_1)^{n_{10}} \Pi_1^{n_{11}}} \right)$$

Donde:

$$\Pi_0 = \frac{n_{01}}{n_{00} + n_{01}}, \Pi_1 = \frac{n_{11}}{n_{10} + n_{11}} \text{ and } \Pi = \frac{n_{01} + n_{11}}{n_{00} + n_{01} + n_{10} + n_{11}}$$

Cada n_{ij} se define como el número de períodos en los cuales la condición j ocurrió, asumiendo que la condición i ocurrió en el período previo. El resultado se coloca en la siguiente tabla de contingencia de 2x2:

Tabla 5. Test de Christoffersen

	$I_{t-1} = 0$	$I_{t-1} = 1$	
$I_t = 0$	n_{00}	n_{10}	$n_{00} + n_{10}$
$I_t = 1$	n_{01}	n_{11}	$n_{01} + n_{11}$
	$n_{00} + n_{01}$	$n_{10} + n_{11}$	N

Fuente: Virdi (2011); Cálculos propios

Donde:

- n (00) significa que no hay violación de VaR en los períodos t y $t-1$.
- n (10) significa que no hay violación de VaR en el período t , pero si existe en el período $t-1$.
- n (01) significa que hay violación de VaR en el período t , pero no existe en el período $t-1$.
- n (11) significa que hay una violación de VaR en el período $t-1$, seguido por otra violación en el período t .

De acuerdo al espacio temporal en el que se distribuyeron las salidas a lo largo de las 48 observaciones, se procedió a realizar la Prueba de

Christoffersen. En el caso de la medición del VaR paramétrico, se observó la presencia de salidas consecutivas en una sola oportunidad n(11). Por otra parte, se contabilizaron 5 salidas n(01) y n(10).

De acuerdo a estos datos, se obtuvo que el ratio de verosimilitud LR es menor que el valor estadístico Chi-Cuadrado para un 5% de nivel confianza. Por este motivo, se acepta la hipótesis nula y se puede afirmar que para el nivel de confianza utilizado, las salidas son independientes entre ellas.

En el caso de la medición del VaR por simulación de Monte Carlo, se observó la presencia de salidas consecutivas en una sola oportunidad n (11). Por otra parte, se contabilizaron cuatro salidas n (01) y n (10). De acuerdo a estos datos se obtuvo que el ratio de verosimilitud LR es menor que el valor estadístico Chi-Cuadrado para un 5% de nivel confianza. Por este motivo, se acepta la hipótesis nula y se puede afirmar que para el nivel de confianza utilizado, las salidas son independientes entre ellas. Los resultados de la Prueba de Christoffersen para ambas estimaciones del VaR se muestran en la tabla 6.

Tabla 6. Test de Christoffersen

	VaR Paramétrico	VaR No Paramétrico
Número de salidas	6	5
Total de observaciones	48	48
Nivel de confianza	5,00%	5,00%
n(00)	37	39
n(01)	5	4
n(10)	5	4
n(11)	1	1
PI(00)	88,10%	90,70%
PI(01)	11,90%	9,30%
PI(10)	83,33%	80,00%
PI(11)	16,67%	20,00%
LRind (a)	3,778	2,442
Chi-Cuad. (b) al 5%	3,841	3,841

Fuente: Cálculos propios

En vista de que ambos modelos pasaron las pruebas de Christoffersen, se puede afirmar que no existe riesgo de condicionamiento entre las variables de las estimaciones de cada metodología. Por su parte, los resultados del Test de Kupiec, permiten afirmar que el VaR por Monte Carlo es más preciso. Sin embargo, la Prueba de Christoffersen, dado que profundiza los criterios de Kupiec dentro de su estimación, aporta suficientes elementos para no invalidar la estimación paramétrica.

6. Conclusiones

El presente estudio se basó en la realización una comparación entre dos metodologías para la medición del riesgo a través del VaR, tanto en su versión paramétrica como el realizado por simulación de Monte Carlo. La intención del presente trabajo fue constatar cuál de las dos metodologías empleadas es más precisa en la medición del riesgo de mercado de los títulos de valores de Deuda Pública Nacional denominados en bolívares.

Luego de realizar ambas mediciones, se pudo observar que tienen comportamientos similares. Sin embargo, las estimaciones paramétricas subestimaron el riesgo con respecto al VaR de Monte Carlo, se ubicaron, en promedio, 12,7% por debajo del Modelo de simulaciones por Monte Carlo.

Al contrastar por separado, cada uno de los VaR calculados con las ganancias o pérdidas reales, se obtuvo que de 48 observaciones, el VaR paramétrico pudo estimar el rango de pérdidas en 42 ocasiones. Mientras tanto, las simulaciones por Monte Carlo pudieron estimar el rango de pérdidas en 43 oportunidades.

En la evaluación del desempeño para validar estos resultados y evaluar la calidad de las estimaciones, se aplicaron dos pruebas a las mismas, el Test de Kupiec y la Prueba de Christoffersen. En el caso de la estimación paramétrica del VaR, se confirmó estadísticamente a través del Test de Kupiec, que el número de salidas con respecto a las bandas estimadas por el VaR, no eran consistentes con el nivel de confianza utilizado en el modelo. Sin embargo, los resultados obtenidos en la Prueba de Christoffersen permiten afirmar que las salidas observadas son independientes entre ellas.

En el caso de las simulaciones por Monte Carlo los resultados son distintos. La aplicación de los dos test permite concluir que el número de salidas es consistente con el sugerido por el nivel de confianza y que no existe dependencia entre estas salidas.

Si bien los resultados obtenidos indican que la simulación de Monte Carlo es más precisa, no se debe descartar la utilización del cálculo de VaR paramétrico. La Prueba de Christoffersen posee suficiente rigurosidad como para validar los resultados del VaR paramétrico, puesto que confirma que, utilizando un determinado nivel de confianza, el número de salidas no está correlacionado y no es lo suficientemente grande como para distorsionar la validez del modelo.

Por este motivo, se puede afirmar que ambas metodologías se desempeñaron de manera satisfactoria como indicadores de medición de riesgo de mercado para los títulos de Deuda Pública Venezolana.

ANEXOS

Nombre	Emisión	Vencimiento	Monto en circulación
TF0411	08/05/2006	05/01/2011	545.729.628,35
TF0513	08/05/2006	03/05/2013	602.430.310,79
TF0612	08/05/2006	26/06/2012	555.389.774,28
TF0711	08/05/2006	07/07/2011	574.422.040,70
TF1115	08/05/2006	13/11/2015	580.250.194,93
TF1214	08/05/2006	25/12/2014	652.038.287,34
TF0518	17/07/2006	11/05/2018	645.000.000,00
TF0815	17/07/2006	02/08/2015	1.282.500.000,00
TF1016	17/07/2006	06/10/2016	703.514.118,57
TF1017	17/07/2006	05/10/2017	1.337.500.000,01
TF1020	17/07/2006	15/10/2020	865.000.000,01
TF1212	13/02/2007	06/12/2012	632.687.500,01
TF0411	26/01/2009	14/04/2011	1.647.500.000,00
TF0510	30/03/2009	25/05/2010	1.539.000.000,00
TF1216	30/03/2009	29/12/2016	130.873.000,00
TF2014	30/03/2009	05/10/2014	556.534.930,00
TF0812	22/04/2009	30/08/2012	1.181.000.000,00
TF0910	22/04/2009	30/09/2010	860.000.000,00
TF0911	22/04/2009	22/09/2011	1.575.731.689,00
TF0115	23/03/2010	30/01/2015	2.254.0434.782,26
TF0216	23/03/2010	25/02/2016	1.434.152.173,81
TF0515	23/03/2010	20/05/2015	2.015.101.794,05
TF0814	23/03/2010	06/08/2014	2.474.630.434,78
TF1012	23/03/2010	25/10/2012	2.333.125.000,00
TF1013	23/03/2010	17/10/2013	2.884.648.909,83
TF1213	23/03/2010	13/12/2013	2.556.613.043,48
TF0414	23/03/2010	17/04/2014	2.415.051.777,78
TF0616	23/03/2010	17/06/2016	3.367.800.000,00
TF0517	11/01/2011	02/03/2017	2.611.430.139,83
TF0916	11/01/2011	01/09/2016	3.465.656.666,67
TF1215	11/01/2011	31/12/2015	3.500.000.000,00
TF1116	25/02/2011	15/11/2016	3.693.057.142,25
TF0217	12/07/2011	03/02/2017	2.500.000.000,00
TF0415	11/01/2012	15/01/2015	4.100.000.000,00
TF0818	11/01/2012	23/08/2018	600.000.000,00
TF0418	11/01/2012	12/04/2018	600.000.000,00
TF1115	26/07/2012	21/11/2015	3.675.000.000,00
TF1120	26/07/2012	26/11/2020	4.250.000.000,00
TF0322	08/01/2013	03/03/2022	600.000.000,00
TF0423	08/01/2013	06/04/2023	7.500.000.000,00
TF0221	17/01/2013	04/02/2021	600.000.000,00
TF0224	15/01/2013	04/01/2024	2.970.000.000,00

Nombre	Emisión	Vencimiento	Monto en circulación
YB0410	25/01/2004	22/04/2010	580.041.280,05
YB0110	22/08/2005	28/01/2010	200.000.000,01
YB0210	22/08/2005	19/02/2010	100.000.000,00
YB0310	22/08/2005	11/03/2010	275.000.000,01
YB0510	22/08/2005	28/05/2010	100.000.000,01
YB0211	17/10/2007	11/02/2011	764.000.000,00
YB0411	17/10/2007	14/04/2011	523.100.000,00
YB0511	17/10/2007	20/05/2011	422.000.000,00
YB0513	17/10/2007	03/05/2013	906.001.000,00
YB0514	17/10/2007	02/05/2014	456.635.300,00
YB0814	17/10/2007	19/09/2014	687.057.425,00
YB0815	17/10/2007	11/09/2015	687.057.425,00
YB1210	17/10/2007	09/12/2010	209.000.000,00
YB0412	25/02/2008	05/04/2012	582.250.000,00
YB0713	25/02/2008	04/07/2013	700.000.000,00
YB0715	25/02/2008	09/07/2015	401.851.201,00
YB0812	25/02/2008	30/09/2012	390.895.000,00
YB0312	25/01/2009	08/03/2012	3.176.750.000,00
YB0512	25/01/2009	25/05/2012	3.118.743.965,00
YB0614	25/01/2009	26/05/2014	2.035.900.000,00
YB0813	25/01/2009	16/08/2013	819.375.342,00
YB1014	25/01/2009	09/10/2014	711.200.593,00
YB0816	30/03/2009	12/09/2016	212.892.844,00
YB2014	30/03/2009	09/10/2014	556.534.930,00
YB2015	30/03/2009	30/10/2015	307.892.844,00
YB0413	25/04/2009	25/04/2013	915.500.000,00
YB0616	11/01/2011	17/05/2016	3.367.800.000,00
YB0618	11/01/2011	08/05/2018	2.029.850.000,00
YB0718	11/01/2011	19/07/2018	1.698.945.333,33
YB0817	11/01/2011	11/09/2017	6.500.000.000,00
YB1216	11/01/2011	29/12/2016	3.252.037.333,33
YB1217	11/01/2011	08/12/2017	2.726.133.333,33
YB0615	11/01/2011	12/05/2015	1.000.000.000,00
YB1019	11/01/2011	25/10/2019	1.000.000.000,00
YB1117	03/03/2011	23/11/2017	5.240.675.294,12
YB0120	11/01/2012	02/01/2020	400.000.000,00
YB0121	11/01/2012	29/01/2021	5.358.483.867,59
YB0319	11/01/2012	28/05/2019	3.285.340.000,00
YB0419	11/01/2012	18/04/2019	6.200.900.000,00
YB0620	11/01/2012	18/05/2020	8.005.527.500,00
YB0521	25/07/2012	20/05/2021	1.399.064.000,00
YB0920	25/07/2012	11/09/2020	550.000.000,00
YB1221	25/07/2012	10/12/2021	470.000.000,00
YB0424	05/01/2013	18/04/2024	7.500.000.000,00
YB0123	17/01/2013	19/01/2023	400.000.000,00
YB0222	17/01/2013	10/02/2022	400.000.000,00
YB0125	15/08/2013	09/01/2025	500.000.000,00

Fuente: BCV; Sudeban