

# Un modelo *credit value at risk* para gestionar el riesgo de crédito de las inversiones RIB del BCN

Harlan Jeancarlo López Olivas\*

## Resumen

Si bien las inversiones de reservas internacionales del Banco Central de Nicaragua (BCN) se caracterizan por cumplir con los criterios de riesgo, liquidez y seguridad, cualquier decisión de inversión se toma en un contexto de incertidumbre, incluyendo posibles eventos crediticios. En este estudio se presenta un modelo de riesgo de crédito para las inversiones de reservas internacionales del BCN utilizando la metodología de Creditmetrics® desarrollada por Gupton et al. (1997). Asimismo, se emplean funciones cópulas para modelar de una manera más apropiada la relación de dependencia entre los componentes del portafolio y, se establecen diferentes escenarios de análisis mediante simulaciones de Monte Carlo, a fin de determinar el perfil crediticio del BCN. La metodología propuesta permite evaluar el impacto de incumplimientos y migraciones de crédito en un portafolio de reservas internacionales y sus resultados pueden complementar los lineamientos estratégicos y operativos para la gestión del riesgo crediticio del Banco.

**Palabras Clave:** Reservas internacionales, Riesgo de crédito, Creditmetrics®, *Credit Value at Risk*, Cópulas.

**Códigos JEL:** C15, C38, G11, G15.

---

\*El autor pertenece a la División de Operaciones Financieras del Banco Central de Nicaragua. El contenido de este documento es de exclusiva responsabilidad del autor y no necesariamente representa la posición oficial del Banco Central de Nicaragua. Para comentarios comunicarse al correo: [hlopez@bcn.gob.ni](mailto:hlopez@bcn.gob.ni).

## 1. Introducción

Los bancos centrales como inversionistas enfrentan una serie de riesgos en sus operaciones de administración de reservas internacionales. Uno de los más importantes está relacionado al riesgo de crédito, el cual está asociado a la posibilidad de pérdidas financieras por el deterioro de la calidad crediticia de una contraparte o emisor. Ese deterioro puede expresarse en la forma de rebajas de calificación de crédito o incumplimientos durante un horizonte de tiempo, que podrían afectar la posición financiera de la institución. Lo anterior, podría implicar cuestiones reputacionales para los bancos centrales como resultado de la percepción por parte de público de una gestión inadecuada de las reservas internacionales.

Diversos autores plantean que la crisis financiera global iniciada en 2007 y el deterioro en la confianza de las opiniones de las agencias calificadoras de riesgo ha incentivado a los bancos centrales a desarrollar y/o adoptar herramientas que contribuyan a gestionar el riesgo de crédito dentro de límites consistentes con su tolerancia (Arévalo et al. (2018); Martínez & Ballón (2009); Ruíz et al. (2015); Salazar et al. (2015)); no obstante, la cuantificación de ese riesgo dentro de un portafolio de inversión es complejo y requiere del desarrollo de capacidades internas en términos de recursos humanos y tecnológicos.

En el caso del Banco Central de Nicaragua (BCN), la Política para la Administración de las Reservas Internacionales Brutas (RIB)<sup>1</sup> del BCN define los lineamientos estratégicos para gestionar el riesgo de crédito; es decir, las instituciones financieras elegibles<sup>2</sup>, las calificaciones crediticias mínimas de corto y largo plazo (“A-3” / “BBB-”, respectivamente)<sup>3</sup>, y los límites de exposición por sector y a nivel individual. Al igual que otros bancos centrales, las opiniones y calificaciones de las agencias calificadoras de riesgo son el mecanismo principal empleado por el BCN para evaluar el riesgo de crédito y establecer los límites de las exposiciones de sus reservas internacionales.

Sin embargo, el BCN no cuenta con una herramienta que permita determinar el perfil de riesgo crediticio de las inversiones de reservas, es decir, el máxi-

---

<sup>1</sup>Política RIB aprobada por el Consejo Directivo en Resolución CD-BCN-II-1-13 del 15 de enero de 2013 y sus posteriores reformas.

<sup>2</sup>Instituciones deben contar con grado de inversión (calificaciones crediticias de al menos “BBB-” o equivalentes), consideradas como seguras por los inversionistas.

<sup>3</sup>Según la agencia S&P, o sus equivalentes por parte de agencias Moody’s Investors Service (Moody’s) y Fitch Ratings.

mo nivel de pérdida por eventos de crédito que el Banco podría aceptar sin afectar el propósito por el cual se mantienen reservas internacionales ([Bank of Israel 2015](#)). Para determinar ese perfil es necesario establecer diferentes escenarios de análisis y derivar un rango de métricas analíticas ampliamente utilizadas para medir el riesgo de crédito como el *Value at Risk* (VaR) y *Expected Shortfall* (ES), entre otras.

En línea con lo anterior, este estudio propone un modelo para determinar el perfil de riesgo de crédito de las inversiones de reservas internacionales, conforme el apetito al riesgo del BCN. La metodología aplicada es Creditmetrics® desarrollada por [Gupton et al. \(1997\)](#)<sup>4</sup>, la cual se ha convertido en un potente estándar de la industria para la comprensión y gestión del riesgo de crédito. Esta metodología emplea información pública disponible para el BCN, proporcionando una buena combinación entre precisión y veracidad. Adicionalmente, se adoptan funciones cópulas y el modelo de factores para construir de manera más apropiada la estructura de dependencia de las instituciones financieras analizadas. En vista de la evidencia acerca de la subestimación de las métricas de riesgo como el *Value at Risk* (VaR) bajo una distribución Normal Gaussiana, los resultados del modelo también se presentan asumiendo una distribución *t-student* con el fin de capturar el fenómeno de colas anchas que caracteriza a los eventos de crédito ([Embrechts et al. 2002](#)).

Si bien ninguna metodología puede anticipar de manera precisa y completa cualquier evento crediticio, los bancos centrales pueden beneficiarse de las metodología y herramientas aplicadas en la industria privada de administración de activos. En ese sentido, se espera que el modelo propuesto aporte información relevante en el análisis del riesgo crediticio de las inversiones de reservas internacionales del BCN, tanto a nivel de contraparte como de portafolio, complementando la información proporcionada por las agencias calificadoras, a fin de mantener ese riesgo dentro de los límites consistentes con su tolerancia.

El resto de este documento se estructura de la siguiente manera. La sección 2 presenta definiciones útiles para la comprensión del riesgo de crédito. En la sección 3 se muestra una revisión de la literatura sobre modelos de riesgo de crédito. La sección 4 discute los aspectos metodológicos. En la sección 5 se muestran los resultados del modelo propuesto y la evaluación de las estimaciones. Finalmente, la sección 6 presenta las conclusiones de la investigación.

<sup>4</sup>La metodología fue introducida por J.P. Morgan & Co. en 1997.

## 2. Gestión de riesgo de crédito: Aspectos conceptuales

En términos generales, según [Jorion et al. \(2010\)](#) el riesgo de crédito se define como el riesgo de pérdida económica derivada de la incapacidad de una contraparte de cumplir con sus obligaciones contractuales. En ese sentido, la medición de este riesgo es equivalente al costo de reemplazar los flujos de efectivo, si la contraparte incumple. El riesgo de crédito implica la posibilidad de no pago de una obligación en el futuro o durante una transacción. Por su parte, [McNeil et al. \(2005\)](#) definen el riesgo de crédito como el riesgo inherente a cambios en el valor de un portafolio a causa de variaciones inesperadas en la calidad crediticia de los emisores o contrapartes de inversión. Este riesgo contempla tanto las pérdidas por incumplimiento como las ocasionadas por cambios en la calidad crediticia de la contraparte.

[Fabozzi & Pollack \(2005\)](#) argumentan que el riesgo de crédito de un bono incorpora los siguientes elementos: (i) el riesgo de incumplimiento de las obligaciones del emisor (riesgo de impago o *default risk*); y (ii) el riesgo de deterioro del valor del bono; y/o un peor desempeño del precio del bono versus los precios de otros valores que son comparables para el inversionista. Lo anterior, se puede asociar a que el mercado requiera de una mayor prima de riesgo (*credit spread*) por el incremento en la percepción de riesgo respecto al emisor del instrumento<sup>5</sup>; o bien, porque la agencia que califica el bono rebajará la calificación asignada a ese valor (*downgrade risk*). En el caso de las posiciones en instrumentos derivados, [Witzany \(2017\)](#) sugiere que el riesgo de crédito es el riesgo de pérdida en esas posiciones como resultado del incumplimiento de la contraparte; y que la gestión de dicho riesgo incorpora conjuntamente las tareas de valoración del instrumento derivado, así como, la modelación del riesgo de crédito. Esto ha sido particularmente esencial durante y después de la última crisis financiera.

El Banco de Pagos Internacionales (BIS, por sus siglas en inglés) define al riesgo de crédito de contraparte (CCR) como el riesgo de que la contraparte de la operación incumpla sus obligaciones antes de la liquidación final de los flujos de caja de la operación. Se produciría una pérdida económica si las operaciones o la cartera de operaciones con la contraparte tuvieran un valor económico positivo en el momento del incumplimiento. A diferencia del riesgo de crédito derivado de préstamos, en el cual el riesgo es asumido sólo

---

<sup>5</sup>Lo que podría implicar mayores posibilidades de impago o *default* para el emisor del bono.

por una parte (el banco prestamista), el CCR conlleva un riesgo de pérdida para ambas partes: el valor de mercado de la operación puede ser positivo o negativo para cualquiera de las partes. El valor de mercado es incierto y puede oscilar según varíen los factores de mercado subyacentes.

Por otra parte, Ramaswamy (2004) argumenta que, en la mayoría de los casos, los cambios en la percepción del mercado respecto la capacidad de un emisor de cumplir sus obligaciones, estará precedido o antecedido por un cambio en la calificación crediticia del emisor. Dicho proceso, usualmente descrito como migración crediticia, resultará en un cambio en la prima de crédito del emisor. En ese caso, si las migraciones crediticias están consideradas en la cuantificación del riesgo de crédito, entonces el riesgo es calculado en la modalidad de migración (*migration mode*). Por otra parte, si solamente el incumplimiento del emisor es modelado, entonces se dice que el riesgo de crédito es cuantificado en modalidad de impago o incumplimiento (*default mode*).

Según Ramaswamy (2004) y Jorion et al. (2010) existen determinantes, tradicionalmente definidos en la literatura que se examinan para cuantificar el riesgo de crédito; por tanto, la distribución de riesgo de crédito puede ser expresada como un proceso compuesto explicado por las siguientes variables:

- **Monto de exposición (*exposure amount, EAD*):** Pérdida máxima a la que está expuesta una institución en el caso de incumplimiento de una contraparte, previo a contabilizar los costos de recuperación. Para depósitos en el mercado monetario, créditos e inversiones en bonos, el monto de exposición será igual al valor de mercado (*mark to market value*) de esos instrumentos. Para el caso de instrumentos derivados como *swap* de tasa de interés<sup>6</sup>, futuros y opciones, el monto de exposición será igual al costo de reemplazo de esos instrumentos.
- **Probabilidad de incumplimiento (*default probability, PD*):** Probabilidad o posibilidad de que la contraparte incumpla sus obligaciones financieras o contractuales (pago de cupones o el principal de un bono). La probabilidad de incumplimiento es una función de un horizonte de tiempo<sup>7</sup> para cuantificar o evaluar la capacidad de una contraparte de cumplir con sus obligaciones financieras.

<sup>6</sup>Una permuta financiera de intereses o *swap* de intereses (*interest rate swap*) es un contrato que establece el intercambio de intereses, calculados sobre un nominal, en fechas futuras. Existen tantos tipos diferentes de *swaps* como las partes quieran establecer.

<sup>7</sup>El horizonte de inversión se refiere al periodo durante el cual una institución evalúa el riesgo y el desempeño (FMI, 2003; ECB, 2007). Típicamente, el horizonte es un año.

- **Tasas de recuperación (*recovery rates*, RR):** Medida expresada en porcentaje referida a la magnitud o extensión del valor facial de una emisión que podría recuperarse una vez ocurrido el incumplimiento. La práctica consiste en cuantificar que parte de la exposición no se recupera ante un evento de *default*.
- **Pérdida por incumplimiento (*loss given default*, LGD):** Cuantifica la proporción de la exposición que no se recupera tras el incumplimiento (uno menos la tasa de recuperación); es decir, representa el costo neto del incumplimiento de una contraparte.
- **Migración de crédito (*credit migration*):** Grado de mejora o deterioro que podría experimentar la calidad crediticia de un emisor o contraparte, durante un periodo específico, expresado por un cambio en la probabilidad de incumplimiento.
- **Correlación de incumplimiento (*default correlation*):** Magnitud o grado de asociación (dependencia) del comportamiento crediticio entre dos contrapartes (deudores); o bien, de la relación de incumplimiento entre las contrapartes, dentro de un periodo de tiempo (generalmente de un año).
- **Contribución al riesgo (*risk contribution*):** Referido al riesgo incremental en que la exposición a un simple activo contribuye al riesgo total del portafolio.
- **Riesgo de concentración (*concentration risk*):** Magnitud en que una contraparte particular, sector industrial o país, contribuye al riesgo total de crédito de un portafolio.

La gestión de esta exposición es fundamental para garantizar una diversificación suficiente del riesgo de crédito contenido en el portafolio. Asimismo, en BIS (1999), Altman (2006), BIS (2005) y Jorion et al. (2010), se documenta sobre el marco analítico que relaciona el capital económico requerido para absorber el riesgo de crédito de una institución y la función de densidad de probabilidad de pérdidas crediticias, el cual es el principal resultado de un modelo de riesgo. Del análisis de la distribución de pérdidas es posible derivar las siguientes métricas o parámetros para determinar el perfil de riesgo de crédito de una entidad:

- **Pérdida esperada (*expected loss*, EL):** Para una institución no siempre es factible conocer de antemano las pérdidas que sufrirá en un

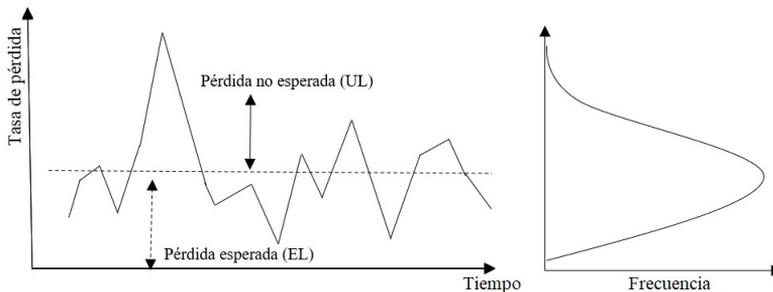
año particular; sin embargo, la entidad puede estimar, razonablemente, la pérdida promedio en la que esperaría incurrir su cartera de crédito, durante cierto horizonte de tiempo elegido. A esa pérdida se le denomina Pérdida Esperada (*Expected Loss, EL*), la cual está representada por la línea discontinua en la Figura 1.

$$EL = PD * LGD * EAD \quad (1)$$

Donde, PD es la probabilidad de incumplimiento o de *default*; LGD es la pérdida en caso de impago o severidad; y EAD se refiere a la exposición en caso de impago.

- **Pérdida no esperada (*unexpected loss, UL*):** Volatilidad estimada de pérdidas potenciales alrededor de la pérdida esperada para un horizonte de inversión, generalmente de un año. Las instituciones financieras conocen que dicha pérdida ocurrirá de vez en cuando; pero, no saben de antemano el momento o severidad de la UL. Existen algunos mecanismos mediante tasas de interés o primas de riesgo sobre exposiciones crediticias que permiten absorber parte de los componentes de la pérdida no esperada; sin embargo, el mercado podría no proveer precios o valoraciones suficientes para cubrir el total de la UL. La derivación analítica de la UL es más laboriosa e implica correlaciones; por tanto, en algunas ocasiones es más eficiente derivar la pérdida no esperada mediante simulaciones.

FIGURA 1: Pérdida esperada versus pérdida no esperada



Fuente: Elaboración propia.

En la Figura 1 se puede observar cómo la variación de pérdidas realizadas, durante un periodo de tiempo, permite derivar una distribución

de pérdidas para una institución financiera.

- **Valor en riesgo ( Value at Risk, VaR):** Johnson (2001) plantea que el concepto VaR o valoración del riesgo, proviene de la necesidad de cuantificar con un determinado nivel de significancia (incertidumbre) el monto (porcentaje) de pérdida que un portafolio enfrentará en un periodo predefinido de tiempo. Matemáticamente, el VaR del portafolio con una distribución de pérdidas  $L_p$  se define como:

$$VaR(\alpha) = \min L | P(L_p > L) \leq (1 - \alpha) \quad (2)$$

El administrador del portafolio está  $1 - \alpha$  seguro que no perderá más que el  $VaR(\alpha)$  para un periodo de tiempo dado. El periodo para riesgo de mercado es usualmente de 10 días; mientras que, para riesgo de crédito se considera un horizonte de tiempo de un año. El VaR es medido típicamente a percentiles altos (99%, 99.9% o 99.99%) para requerimientos de capital. La métrica es ampliamente conocida y adoptada para gestionar riesgos, en particular, riesgos de mercado. Según Chatterjee et al. (2015), en el acuerdo Basilea II se sugiere que el *Credit VaR* se reporte a un nivel de confianza de 99.9 por ciento; es decir, se espera que una institución sufra pérdidas que rebasen su capital una vez cada 1,000 años.

Cabe mencionar que el VaR presenta una serie de inconvenientes, entre ellos, que no reporta información sobre la forma de la distribución ni de la pérdida esperada que podría ocurrir en  $\alpha$  porcentaje del tiempo cuando las pérdidas del portafolio excedan el límite impuesto por el VaR. Según Glasserman (2005), en general, el VaR no es subaditivo lo que implica que la suma de los VaR para dos portafolios podría ser menor que el VaR de un portafolio combinado.

- **VaR condicional o Expected Shortfall (ES):** Según Chen (2014), en Basilea III se plantea el reemplazo del VaR con una medida alternativa; aunque matemáticamente relacionada, denominada *Expected Shortfall*<sup>8</sup>. Esta métrica de riesgo financiero, fue introducida por Acerbi & Tasche (2002) como una alternativa natural y coherente al VaR<sup>9</sup>.

<sup>8</sup>También conocida como *Conditional Value at Risk* o VaR Condicional.

<sup>9</sup>Una medida de riesgo se dice que es coherente en el sentido de Artzner (1999) si satisface las siguientes propiedades: sub-aditividad, homogeneidad (positiva), monotonicidad e, invariante ante traslaciones.

La pérdida esperada para cualquier función de pérdida  $L$  con un nivel de confianza  $1 - \alpha$  es formalmente definida como una transformación del  $VaR_\alpha$  para  $L$ .

$$ES_\alpha(L) = \frac{1}{\alpha} \int_0^\alpha VaR_\alpha(L) dt \quad (3)$$

Si  $L$  es una función de distribución continua, entonces la pérdida esperada podría expresarse, intuitivamente, como un Conditional VaR (*tail conditional expectation*), que cuantifica las posibles pérdidas en la cola de la distribución. Según Melo-Velandia et al. (2005), alternativamente, el ES puede definirse como el valor esperado de la pérdida, dado que esta exceda el valor de determinado umbral, que usualmente corresponde al VaR.

$$ES_\alpha(L) = E(L|L \geq VaR_\alpha) \quad (4)$$

Dicha métrica es por tanto un promedio de los peores  $(1 - \alpha)$  100 casos que excedan el umbral con un nivel de confianza de  $\alpha$ .

- **Credit Value at Risk (CvaR):** Según Jorion et al. (2010), si se asume que el riesgo de crédito es ocasionado solamente por eventos de incumplimiento o *default* (*default mode*), la distribución de pérdidas debido al riesgo de crédito de un portafolio de  $N$  instrumentos<sup>10</sup> puede describirse como:

$$CreditLoss = \sum_{i=1}^N b_i * CE_i * LGD \quad (5)$$

Donde,  $b_i$  es una variable aleatoria (tipo Bernoulli) que toma el valor de 1 cuando ocurre un *default*, y 0 en los otros casos, con una probabilidad  $p_i$  de manera tal que  $E(b_i) = p_i$ ;  $CE_i$  es la exposición crediticia al momento de *default*; y LGD es la pérdida en caso de impago o severidad. A partir de la medida de pérdida de crédito (*Credit Loss*, CL) en (5) es posible construir una distribución de pérdidas  $f(CL)$  para

<sup>10</sup>Para un portafolio de  $N$  contrapartes, la pérdida es:  $Creditloss = \sum_{i=1}^N b_i * CE_i * LGD_i$  donde  $CE_i$  se define como la exposición crediticia total en la contraparte  $i$  en todos los contratos y tomando en cuenta los acuerdos de compensación (*netting agreements*).

un horizonte de tiempo. A un nivel de confianza específico ( $c$ ), la peor pérdida de crédito (*Worst Credit Loss*, WCL) es definida como:

$$1 - c = \int_{WCL}^{\infty} f(x) dx \quad (6)$$

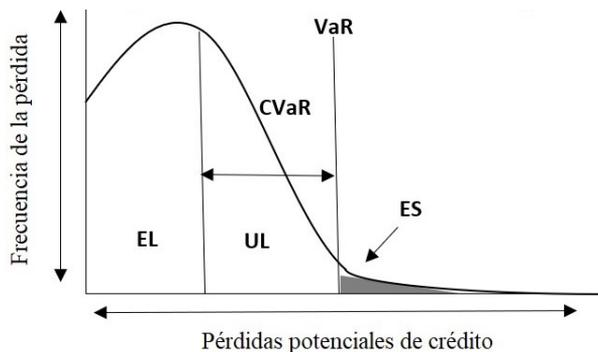
Entonces, el CVaR es medido como la desviación de la pérdida esperada (*Expected Credit Loss*):

$$CVaR = WCL - ECL \quad (7)$$

A diferencia del *Value at Risk* (VaR) de mercado, el CVaR se reporta como la diferencia entre el valor del cuantil asociado al nivel de confianza y la pérdida esperada de la inversión o portafolio. El CVaR debe considerarse como el capital económico a mantener como amortiguador frente a las pérdidas no esperadas, el cual se mide para un horizonte determinado, por lo general de un año, considerado como tiempo suficiente para que una institución aplique medidas correctivas frente a posibles eventos de riesgo de crédito (reducción de exposición o ajustes en el capital económico).

En la Figura 2 se presenta una distribución de pérdidas crediticias, la cual tiene sesgo importante hacia la derecha de la posición central y con cola ancha, a diferencia de las pérdidas de mercado que, a grosso modo, son simétricas. El sesgo hacia la derecha ocurre porque la distribución de pérdidas por eventos crediticios contiene pérdidas extremas que ocurren con poca frecuencia.

FIGURA 2: Distribución de pérdidas crediticias y métricas de riesgo



Fuente: Elaboración propia.

### 3. Revisión de Literatura

#### 3.1. Modelos tradicionales

Según Hamerle et al. (2003), Altman (2006), Ruíz et al. (2015), Chatterjee et al. (2015) y Zhang (2017), en la literatura financiera, los modelos de riesgo de crédito se dividen fundamentalmente en dos clases: modelos estructurales y modelos de forma reducida. Los modelos estructurales están basados en el trabajo de Merton (1974), siguiendo los principios de valoración de opciones de Black y Scholes, y de conceptos como el Movimiento Browniano, que sirve para describir el movimiento aleatorio que presenta una variable a través del tiempo.

En el modelo de Merton, el proceso de incumplimiento de la empresa es determinado por el valor de los activos de la empresa, y el riesgo de que la empresa observe un incumplimiento, está, por consiguiente, explícitamente vinculado a la variabilidad del valor de dichos activos. La idea fundamental detrás de esta metodología es relativamente sencilla: el incumplimiento o *default* ocurre si el valor de los activos de la empresa (valor de mercado de la entidad) cae por debajo de un valor crítico  $L$ , el cual es derivado, a partir de los pasivos de corto y largo plazo de la entidad.

Por su parte, los modelos de forma reducida surgen como respuesta a los inconvenientes presentados por los modelos estructurales. En general, los modelos reducidos asumen una causa de incumplimiento exógena; es decir, estos modelan el *default* como un evento aleatorio, el cual se describe como una distribución Poisson. Este marco teórico asume que la información de la forma estructural de una empresa no está disponible para el inversionista promedio, y, por tanto, éste es forzado a incorporar la información reducida dada por el mercado. Estos modelos de riesgo de crédito o de intensidad de incumplimiento fueron desarrollados por Jarrow & Turnbull (1995), Duffie & Singleton (1999), Hull & White (2000), entre otros. Una parte esencial del componente teórico de estos modelos es la valoración neutral del riesgo ante la ausencia de oportunidades de arbitraje; por tanto, la existencia de precios de mercado es indispensable para aplicaciones prácticas (Jarrow & Turnbull (1995); Hamerle et al. (2003)). Finalmente, diversos esfuerzos para combinar las ventajas de los modelos de forma estructural, un mecanismo económico puntual para derivar el proceso de *default*, y de los modelos de forma reducida, impredecibilidad del incumplimiento, pueden encontrarse en Zhou (2001) y Giesecke (2004).

### 3.2. Modelos *Credit Value at Risk* (CVaR)

Según Altman (2006) y Zhang (2017) durante la segunda parte de la década de 1990, bancos, consultores e instituciones especializadas comenzaron a desarrollar modelos de riesgo de crédito con el objetivo de medir la pérdida potencial, con un predeterminado nivel de confianza, que un portafolio con exposiciones crediticias podría registrar dentro de un horizonte de tiempo. Estos modelos fueron motivados principalmente por la creciente importancia de la gestión del riesgo de crédito como resultado de las recomendaciones del acuerdo de Basilea II. Entre las metodologías más influyentes para modelos de riesgo de crédito basadas en el enfoque *Value at Risk* (VaR) están: Creditmetrics® desarrollado por J.P. Morgan (Gupton et al. (1997)), CreditRisk+® (*CreditRisk+: A Credit Risk Management Framework* (1997)), CreditPortfolioView® de McKinsey (Wilson (1998)), CreditPortfolioManager® de KMV<sup>11</sup>, y Risk Manager® de Kamakura.

En BIS (1999), Altman (2006) y Zhang (2017) se argumenta que el aporte principal de los modelos CVaR es la función de densidad de probabilidad de las pérdidas futuras de un portafolio de crédito, la cual resume toda la información de los riesgos del portafolio. Del análisis de dicha distribución, para propósitos prácticos, cálculos, decisiones de inversión, reportes de gestión y cumplimiento, diferentes medidas de riesgos pueden derivarse, las cuales destacan uno o más aspectos de los riesgos del portafolio. Las entidades financieras típicamente utilizan los modelos de riesgo de crédito para evaluar el capital económico requerido para enfrentar el riesgo asociado a sus portafolios. En ese sentido, las provisiones para pérdidas crediticias deberían cubrir las pérdidas esperadas; mientras que, el capital económico es visto como un amortiguador de las pérdidas no esperadas.

Los trabajos de Crouhy et al. (2000), Gordy (2000), Allen & Saunders (2002), y Kollár & Gondžárová (2015), realizan una anatomía comparativa de los modelos CVaR, logrando describir de manera precisa las similitudes y diferencias funcionales, los supuestos de distribución y, la confianza en la formulación cuantitativa de dichos modelos. Al respecto, Kollár & Gondžárová (2015) argumentan que la principal debilidad de CreditRisk+ es el supuesto de distribución Poisson, dado que subestima la probabilidad de incumplimiento para todas las calificaciones crediticias. Por otra parte, la principal ventaja del modelo radica en la facilidad para calcular el riesgo de crédito.

---

<sup>11</sup>En 2002, Moody's Corporation adquirió KMV para ampliar la oferta de productos de la agencia en temas sobre gestión de riesgo de crédito.

En el caso de Creditmetrics®<sup>®</sup>, los autores encuentran que la metodología se caracteriza por su gran flexibilidad cuando se aplica a diferentes tipos de activos; además de ser exhaustiva, ya que los supuestos empleados no son demasiados restrictivos. Sin embargo, debido a la convergencia relativamente lenta, lleva mucho tiempo y requiere de un esfuerzo computacional intenso. Por su parte, el modelo KMV se caracteriza por la facilidad de su implementación para empresas que cotizan públicamente; aunque, la metodología tiene como puntos críticos el valor de mercado y la volatilidad del capital.

En la literatura se evidencian diferentes aplicaciones de los modelos CVaR para estimar riesgo crédito, ya sea por parte de instituciones privadas; o bien, por parte de bancos centrales. En este sentido, [Bindseil et al. \(2007\)](#) emplean el modelo de CreditMetrics® para analizar y discutir el uso de modelos de riesgo de crédito para bancos centrales. Según los autores, la expansión del universo de inversión y la colocación de las inversiones en activos con riesgo, implican la adopción de modelos de riesgo de crédito a nivel de portafolio. Con respecto a CreditMetrics®<sup>®</sup>, se señala que el modelo es sencillo de comprender y usar, y que, a pesar de algunas limitaciones y el hecho de que fue diseñado para portafolios de bonos corporativos, esta metodología está relativamente bien posicionada para propósitos de banco central.

Por su parte, [Martínez & Ballón \(2009\)](#) emplean la metodología KMV para medir el riesgo de crédito de contrapartes bancarias de las reservas internacionales del Banco Central de Bolivia (BCB). Según los autores, la aplicación del modelo permite un enfoque cuantitativo a la gestión de riesgo crediticio, complementando el análisis de las agencias calificadoras de riesgo. Asimismo, con el modelo se busca obtener una probabilidad de incumplimiento como identificador de alerta temprana del deterioro de las calificaciones crediticias de las contrapartes del BCB.

[Chang & Chen \(2010\)](#) desarrollan una herramienta de análisis de riesgo para la banca comercial de Taiwán basada en Creditmetrics®<sup>®</sup>; pero, desde una perspectiva de funciones cópulas. Los autores encuentran que asumir una estructura de dependencia de los eventos de crédito normalmente distribuida podría implicar una subestimación de los riesgos del portafolio; por tanto, se propone el empleo de funciones cópulas en conjunto con análisis de componentes principales para estimar el riesgo de crédito de una mejor manera que los métodos convencionales, los cuales asumen una estructura de dependencia normalmente distribuida.

Salazar et al. (2015) plantean el uso del *Credit VaR* como métrica que contribuye a optimizar la medición y monitoreo del riesgo de crédito del portafolio de inversión de las reservas internacionales del BCB. Dichos autores realizan una revisión de las principales medidas, metodologías y modelos de medición de riesgo de crédito, enfatizando en la metodología propuesta por Basilea II, que permite calcular los requerimientos de capital mínimo a fin de cubrir el riesgo de crédito de los portafolios de los bancos, incluyendo las exposiciones crediticias de las reservas internacionales. Entre las conclusiones del estudio se encuentra que la aplicación del *Credit VaR* para el cálculo y monitoreo del riesgo de crédito inherente a las inversiones de reservas ha permitido implementar una serie de mejoras en la gestión de los portafolios de reservas del BCB.

TABLA 1: Comparación de modelos de riesgo de crédito

Característica	CreditMetrics	CreditRisk+	Moody's	Credit Portfolio View
Modelo de:	<i>JP Morgan</i>	<i>Credit Suisse</i>	<i>KMV</i>	<i>McKinsey</i>
Tipo de modelo	Bottom-up	Bottom-up	Bottom-up	Top-down
Definición de riesgo	Valor de mercado de activos	Pérdida derivada del estado de incumplimiento	Pérdida derivada del <i>default</i>	Valor de mercado de activos
Fuente de riesgo	Valor de activos a precio de mercado	PD y tasas de <i>default</i>	Valor de los activos	Factores macroeconómicos
Requerimientos de datos	Matrices de transición históricas, márgenes de crédito, correlaciones LGD	Tasas de <i>default</i> y volatilidad, factores macroeconómicos, LGD	Valor de activos, <i>spread</i> de créditos, correlaciones	Conjunto de variables macroeconómicas
Característica del evento de crédito	Migración de crédito	Tasa de <i>default</i> aleatoria	Distancia a <i>default</i>	Cambio de calificación/ <i>default</i>
Volatilidad del evento de crédito	Constante	Variable	Variable	Variable
Tasa de recuperación	Aleatoria (distribución beta)	Constante	Constante o aleatoria	Aleatoria
Enfoque numérico del modelo	Simulación o analítico	Analítico	Analítico	Simulación
Clasificación del riesgo	Calificaciones o <i>ratings</i>	Bandas de exposición	Frecuencia de incumplimiento esperada empírica	PD asociada al estado de la economía

Fuente: Elaboración propia basada en [Jorion et al. \(2010\)](#) y [Allen & Saunders \(2002\)](#).

Finalmente, [Arévalo et al. \(2018\)](#), utilizando como base CreditMetrics® y mediante la aplicación de medidas de sensibilidad de riesgo de mercado como duración y duración de spread, proponen un modelo para medir el riesgo de crédito de un portafolio tradicional de reservas internacionales para el caso salvadoreño. Los autores argumentan que, por las características de los insumos utilizados, los resultados del modelo son bastante estables; no obstante, el ejercicio puede fortalecerse al incorporar medidas de mercado como cotizaciones de *Credit Default Swaps* y *Spreads* de Bonos.

## 4. Aspectos Metodológicos

### 4.1. Descripción

Este trabajo sigue lo propuesto por Gupton et al. (1997), Bindseil et al. (2007), Chang & Chen (2010) y, Arévalo et al. (2018), sobre la implementación de la metodología de Creditmetrics® para determinar el perfil de riesgo de crédito de un portafolio de reservas internacionales. Esta metodología permite medir la incertidumbre en el valor futuro del portafolio, para un horizonte de tiempo, causada por la posibilidad de que la contraparte (emisor) observe incumplimientos o migraciones de crédito. Según Kollár & Gondžárová (2015) Creditmetrics® pertenece a la categoría MTM, ya que estima el incumplimiento del emisor con base en los cambios de calificación crediticia. Una descripción simplificada del modelo propuesto y su aplicación para determinar el perfil de riesgo del BCN se presenta a continuación:

Según Fischer & Jakob (2015) la idea fundamental de Creditmetrics® se basa en el modelo de Merton (1974). Para cada contraparte  $i$ , una variable de valoración de activo se define como:

$$A_i = R_i^T S + \sqrt{1 - R_i^T \Sigma R_i} \epsilon_i, \quad (8)$$

Donde  $R_i \in \left\{ [-1, 1]^K \mid R_i^T R_i < 1 \right\}$  determina la correlación del valor del activo  $i$  a los factores sistémicos

$$S \sim N_K(0, \Sigma)$$

El riesgo idiosincrático es expresado por  $\epsilon_i \sim N_K(0, 1)^{12}$ , los cuales son independientes entre sí, así como de  $S$ . Un evento de *default* ocurre si el valor del activo  $A_i$  se sitúa por debajo del umbral de incumplimiento, definido por  $\Phi^{-1}(PD_i)$  donde  $\Phi$  denota la función de distribución de una variable normal estándar. Condicionando una realización  $s$  del factor sistémico  $S$  la probabilidad de incumplimiento está dada por:

$$PD_i^S = \frac{\Phi^{-1}(PD_i) - R_i^T s}{\sqrt{1 - R_i^T \Sigma R_i}} \quad (9)$$

<sup>12</sup> $N_k \sim N_K(0, \Sigma)$  denota un la distribución normal k dimensional con media  $a$  y matriz de correlación  $\Sigma$ .

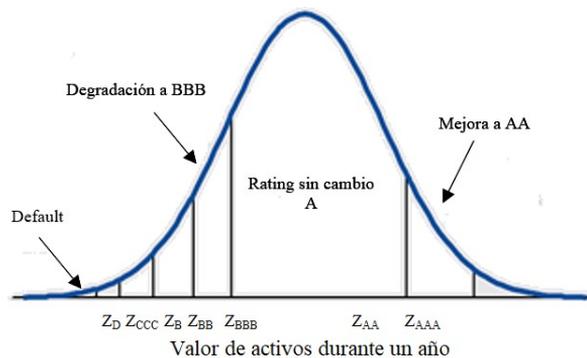
Empleando (8), la correlación de incumplimiento entre dos contrapartes se define como:

$$\text{Cor} (D_i, D_j) = \Phi_2 (\Phi^{-1} (PD_i), \Phi^{-1} (PD_j), R_i^T \Sigma R_j), \quad (10)$$

Donde  $\Phi_2 (x_1, x_2, r)$  denota la función de una distribución normal bivariada con parámetros de correlación  $r \in [-1, 1]$  y márgenes normales estándares. La distribución de pérdidas es derivada vía simulaciones de Monte Carlo.

Según Bindseil et al. (2007), en el enfoque basado en eventos de migración, el modelo emplea probabilidades de cambios de calificaciones crediticias combinado con un modelo de correlación estructural. Los autores explican que asumiendo un bono con calificación “A”, para calcular la distribución de pérdidas en cierto horizonte de tiempo, la metodología utiliza las probabilidades de migración de crédito regularmente publicadas por las agencias calificadoras de riesgo. El modelo deriva números aleatorios (valores o retornos del activo) a partir de una distribución normal estándar, los cuales son transformados en calificaciones simuladas, al final del horizonte, de tal forma que las probabilidades simuladas coincidan con las probabilidades observadas históricamente, las cuales son utilizadas como insumo en el modelo. Dicho proceso se ilustra a continuación:

FIGURA 3: Valor del activo y migración de crédito



Fuente: Elaboración propia.

Como Bindseil et al. (2007) explican, siempre que el valor generado aleatoriamente esté entre los umbrales  $Z_{BBB}$  y  $Z_{AA}$ , la calificación simulada

permanece sin cambios; pero, cuando un umbral es excedido, el *rating* cambia hacia arriba o hacia abajo dependiendo del valor crítico. Los umbrales son definidos de manera que las probabilidades de migración simuladas sean iguales a las probabilidades empíricas. Por ejemplo, si la probabilidad histórica de una mejora a “AAA” es uno por ciento, entonces el umbral se define a 2.326, dado que  $Pr(X > 2,326) = 0,01$  para una variable aleatoria normal estándar  $X$ . Sobre la base de la calificación simulada, el bono se revaloriza a partir de la curva *forward* relevante<sup>13</sup>. Este proceso se repite muchas veces. Según Jurča (2020), en términos matemáticos, dicho proceso se expresa de la siguiente manera:

$$\left\{ P_{ij}, \sum_{k=2}^T \frac{cM}{(1 + R_j^{1,k})^{k-1}} + \frac{M}{(1 + R_J^{1,T})^{T-1}} \right\}_{J=1}^M \quad (11)$$

Donde  $T$  es el plazo al vencimiento remanente,  $M$  es el valor nominal del activo,  $c$  es el cupón (asumiendo cupones anuales),  $P_{ij}$  es la matriz de probabilidades de transición de la calificación  $i$  a la  $j$  con  $i, j = 1, \dots, M$ , y  $R_j^{1,t}$  es el rendimiento *forward* a un año de un activo con un *rating*  $j$ , lo que implica que cada calificación crediticia tiene una curva única de descuento asociado. Si la calificación simulada implica un deterioro de la calificación, los flujos de caja son descontados de manera más pronunciada y, por tanto, el valor del bono cae acorde. Por el contrario, si la calificación mejora, los flujos son descontados de manera más suavizada y el valor del bono se incrementa.

Para el caso de varios activos o portafolio se emplea un procedimiento similar al caso de un bono explicado anteriormente; pero, con la complejidad adicional de que el valor de los activos y, por consiguiente, las migraciones de crédito están correlacionadas. Sin embargo, los valores aleatorios o escenarios de calificación crediticia para cada bono del portafolio no están correlacionados. Para lograr que los valores aleatorios estén correlacionados, Gupton et al. (1997) sugieren emplear la descomposición de Cholesky de la matriz de correlación<sup>14</sup>. Por otra parte, Bindseil et al. (2007) y Jurča (2020)

<sup>13</sup>El valor presente ajustado por riesgo está dado por la formula estándar  $P = \sum_{i=1}^n \frac{CF(t_i)}{(1+r_s(t_1))^{t_i}}$  el mismo periodo futuro  $t_0$  utilizando las tasas *forwards* implícitas de la curva cupón cero actual; es decir, resolviendo la siguiente ecuación:  $(1 + r_s(t)^t) = (1 + r_s(t_0))^{t_0} (1 + r_s(t_0, t))^{t-t_0}$ . Si se asume que un bono dado tiene un nuevo *rating*  $u$  al tiempo  $t_0$ , entonces el valor *forward* simulado es:  $P = \sum_{t_i > t_0} \frac{CF(t_i)}{(1+r_u(t_0, t))^{t_i-t_0}}$ .

<sup>14</sup>Ver Anexo B.

sugieren emplear técnicas de simulación, particularmente Monte Carlo, a fin de generar la distribución de pérdidas del portafolio basados en los escenarios de calificación crediticia para cada bono que forma parte del portafolio.

## 4.2. Funciones Cópulas

Frey & McNeil (2003) argumentan que Creditmetrics® es un modelo de variable latente multi-estado, que asume una distribución normal multivariada de las variables latentes o distribución Gaussiana del valor de los activos. Una manera destacada de entender cómo se determina la distribución del número de incumplimientos en un portafolio, es el uso de cópulas. Este tipo de función o estructura de dependencia de las variables latentes permite determinar las probabilidades conjuntas de incumplimiento de orden superior para un grupo de contrapartes o emisores; es decir, la función cópula determina el riesgo extremo de que existan muchos incumplimientos en el portafolio. Otro supuesto de distribución o cópula  $t$  con  $df$  grados de libertad puede ser incorporado en el análisis, el cual implica una mayor dependencia de cola y, a diferencia de la normal multivariada, dicha distribución tiene una mayor tendencia a generar valores extremos simultáneos, lo que resulta relevante para modelos de riesgo de crédito.

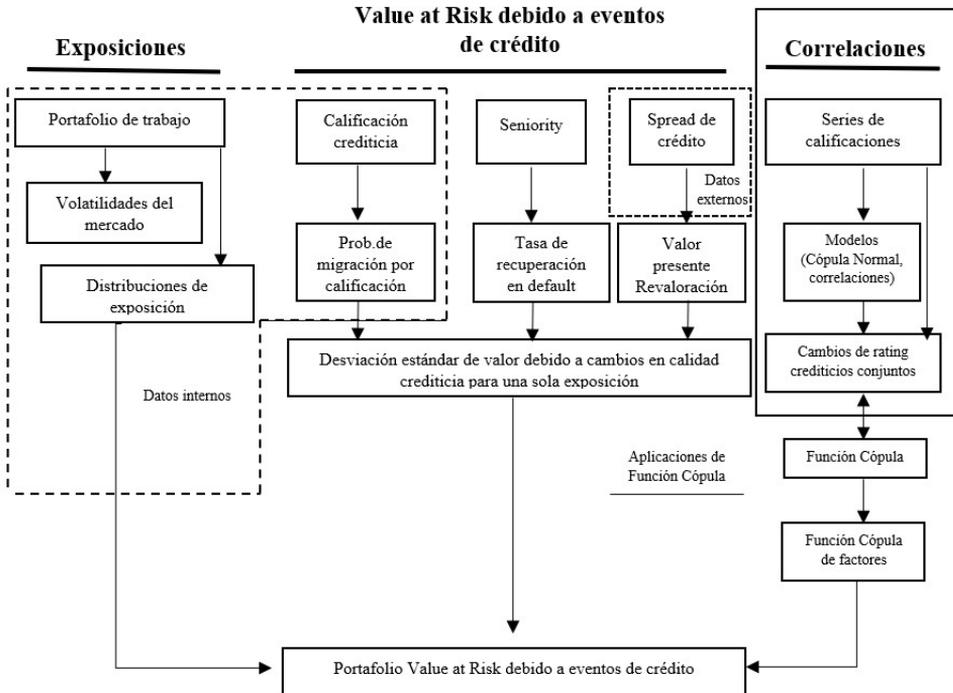
Conforme lo explicado por Bolancé Losilla et al. (2015), en un contexto de riesgo, cuando la pérdida total  $L$ , esta generada por las posibles pérdidas asociadas a  $k$  sub-riesgos, de modo que  $L = L_1 + \dots + L_k$ , el riesgo de pérdida total depende de la relación entre los riesgos. Por tanto, las cópulas permiten modelar un amplio rango de estructuras de dependencia, ya sean lineales o no. Según dichos autores, para el caso bivalente ( $k = 2$ ), sea  $(L_1, L_2)$  un vector que representa pérdidas dependientes y sean  $F_1(l_1) = P(L_1 \leq l_1)$  y  $F_2(l_2) = P(L_2 \leq l_2)$  sus funciones de distribución continuas, siguiendo el teorema de Sklar (1959) existe una única cópula  $C_\theta : [0, 1]^2 \rightarrow [0, 1]$  con parámetro de dependencia  $\theta$  tal que, siendo la función de distribución conjunta  $F(l_1, l_2) = P(L_1 \leq l_1, L_2 \leq l_2)$ , entonces se cumple que:

$$F(l_1, l_2) = C_\theta(u_1, u_2), \quad \forall l_1, l_2 \in R, \quad (12)$$

Donde  $u_1 = F_1(l_1)$  y  $u_2 = F_2(l_2)$  son respectivamente los valores de dos variables aleatorias  $u_1$  y  $u_2$  con distribución uniforme  $(0, 1)$ . Como indica Latorre (2017) siguiendo lo propuesto por Sklar, toda distribución multivariante puede expresarse en términos de cópulas y que, recíprocamente, a partir de una cópula puede construirse una función de distribución multivariante. Según Latorre, las funciones cópulas permiten modelar la dependencia entre

variables aleatorias y construir una gran variedad de funciones de distribución multivariantes; por consiguiente, en la literatura se documentan muchas aplicaciones de estas funciones en temas de finanzas y gestión de riesgos.

FIGURA 4: Arquitectura de Creditmetrics® con funciones Cópulas



Fuente: Elaboración propia basada en Chang & Chen (2010).

## 5. Aplicación del modelo

Para este trabajo se construyó un portafolio teórico compuesto por emisiones en dólares de Estados Unidos de 35 entidades comerciales con grado de inversión, conforme lo estipulado en la Política RIB en lo relativo a los instrumentos de inversión elegibles, instituciones financieras elegibles, manejo de riesgo crediticio y límites de exposición<sup>15</sup>. Típicamente, en la literatura, los bonos de emisores soberanos son considerados como libres de riesgo. Por tanto, en el estudio se incluyeron solamente entidades comerciales dado que

<sup>15</sup>Ver Tabla A1.

las migraciones de crédito y/o eventos de incumplimiento de esas instituciones podrían resultar en un impacto financiero importante para el banco central; particularmente, si el suceso es fuerte e inesperado. La construcción del portafolio procuró una adecuada diversificación entre los emisores, contando para ello, con la información de mercado suministrada por sitios financieros especializados.

Para efectos del presente trabajo se asume un horizonte de inversión de un año. Según Jorion et al. (2010), el horizonte de un año es suficiente para que el administrador del portafolio aplique medidas correctivas frente a posibles eventos de riesgo de crédito (reducción de exposición o ajustes en el capital económico). Para la implementación del modelo se utilizó el programa MATLAB® y la información y datos financieros empleados de las instituciones analizadas fueron obtenidos de las plataformas financieras especializadas Bloomberg y Refinitiv (antes Eikon Reuters).

A continuación, se presenta una descripción de los parámetros claves que integran el modelo propuesto.

### Modo de incumplimiento

- **EAD:** Para determinar las exposiciones en el portafolio se emplearon los límites por sector y/o contraparte estipulados en la Política RIB (Capítulo VII, artos. 15 y 16). El saldo de RIB utilizado en el trabajo fue 2,440.9 millones de dólares<sup>16</sup>. El portafolio fue valorizado conforme los precios suministrados por sitios financieros especializados al 31/10/2019. El valor de mercado del portafolio (Mp) fue estimado en 229.7 millones de dólares (9.2% de RIB), con una duración promedio de 2.2 años.
- **PD:** Esta variable se toma de la matriz de transición a un año publicada por S&P Ratings (2019). Las probabilidades de incumplimientos se asignaron conforme los *ratings* de las entidades bajo análisis. En algunas ocasiones es razonable asumir que las verdaderas probabilidades de incumplimiento son algo mayores que las contenidas en la matriz, inclusive para instituciones financieras AAA; por tanto, las PD se ajustan en algunos puntos bases (pb), con el respectivo arreglo en las otras calificaciones crediticias.

<sup>16</sup>Saldo promedio de los niveles de RIB del periodo 08/04/2017-31/10/2019 publicados en los indicadores monetarios del BCN.

- **RR:** La tasa se obtiene empleando una distribución beta<sup>17</sup> para replicar el comportamiento de los incumplimientos en el portafolio evaluado. El cálculo de la tasa de recuperación fue conforme lo propuesto por [Arévalo et al. \(2018\)](#). La LGD se obtiene de la diferencia entre 1 y la RR.
- **Correlación:** Para determinar la exposición de cada entidad financiera en el grupo de índices o estado de la economía se revisaron estados financieros e información de mercado suministrada por sitios financieros especializados. Los componentes de mercado e idiosincráticos de las entidades del portafolio se obtuvieron mediante un modelo factorial a fin de obtener realizaciones de activos correlacionados, conforme lo sugerido por [Gupton et al. \(1997\)](#) y [Baesens & Van Gestel \(2009\)](#)<sup>18</sup>. Para algunas instituciones, las ponderaciones de los componentes fueron tomados de [Chamizo Cana & Novales Cinca \(2019\)](#). La matriz de correlación de los índices de mercado y/o industria fue estimada con información de los retornos semanales del periodo comprendido entre 08/04/2017 y 31/10/2019.

### Modo de migración

- **Curva *forward* por calificación crediticia a un año:** Derivada implícitamente de la curva cupón cero o *global benchmark* por calificación crediticia a un año<sup>19</sup>. La curva cupón cero se construye a partir de *splines* cúbicos suavizados, la cual es proporcionada por plataformas financieras especializadas. Para mayor detalle se sugiere consultar a [Héroult et al. \(2002\)](#) y los documentos metodológicos sobre curvas de rendimiento publicados por la plataforma Thomson Reuters.
- **Matriz de transición a un año:** Este parámetro es el más importante en el modelo propuesto. A menudo los inversionistas, incluyendo los bancos centrales, utilizan probabilidades de migración basados en emisores corporativos que conducen a estimaciones de riesgos conservadoras; pero, probablemente más robustas. La matriz de transición

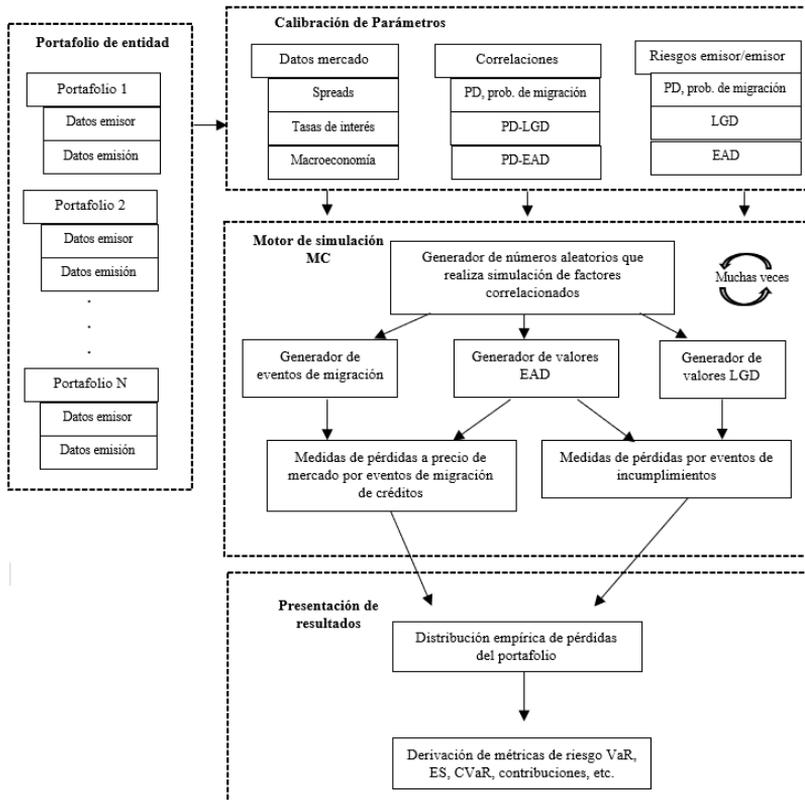
<sup>17</sup>La distribución beta se estima a través de los siguientes parámetros:  $\alpha = \left[ \mu_{LGD}^2 * \frac{(1-\mu_{LGD})}{\sigma_{LGD}^2} \right] - \mu_{LGD}$  y  $\beta = \alpha * \left[ \frac{1}{\mu_{LGD}} - 1 \right]$  donde  $\mu_{LGD}$  representa el promedio del porcentaje de pérdidas históricas dado el evento de incumplimiento y  $\sigma_{LGD}^2$  la varianza de tales porcentajes históricos, ambos por calificación crediticia y tipo de subordinación de deuda.

<sup>18</sup>Ver Anexo A.

<sup>19</sup>Ver Tabla A2.

empleada se tomó de 2018 *Annual Global Corporate Default And Rating Transition Study* de S&P Ratings. Las probabilidades reportadas en la matriz fueron ajustadas hacia arriba en algunos pb sin violar el “rank order”, es decir, se mantiene una progresión en una dirección de tal manera que las probabilidades de *default* son crecientes (nunca decrecientes) a medida que se pasa de calificaciones de mejor calidad hacia *rating* menores. Los ajustes a la matriz se realizaron conforme lo propuesto por Gupton et al. (1997), Löffler & Posch (2011) y Forsman (2012)<sup>20</sup>.

FIGURA 5: Diagrama de simulación de un modelo de riesgo de crédito



Fuente: Elaboración propia basada en Baesens & Van Gestel (2009).

<sup>20</sup>Ver Tabla A3.

- **Correlación:** Conforme lo descrito bajo la modalidad de incumplimiento.

## 5.1. Discusión de resultados

El perfil de riesgo de crédito determina el máximo nivel de dicho riesgo que el BCN podría aceptar conforme lo lineamientos estratégicos y operativos para la administración de sus RIB, considerando una exposición en el sector comercial de 9.2 por ciento (US\$229.7 millones) y un horizonte de inversión de un año. Para determinar ese perfil, se estableció un escenario de análisis y un rango de herramientas analíticas<sup>21</sup> mediante la implementación de simulaciones de Monte Carlo. En el escenario de análisis las métricas de riesgos se calcularon para diferentes niveles de confianza y supuestos de distribución a fin de observar la sensibilidad de las pérdidas por la exposición a las entidades bajo estudio. Los resultados obtenidos para las modalidades de *default* y migración se presentan en la Figura 6<sup>22</sup>.

Conforme las salidas del modelo, al 99.9 por ciento de confianza, el BCN podría observar una pérdida máxima o VaR de 9.19 millones de dólares (4 % de Mp) bajo la modalidad de incumplimiento y para un horizonte de inversión de un año. En el caso de la modalidad de migración, se podría registrar un VaR de 19.06 millones de dólares (8.3 % de Mp). Cabe mencionar que a niveles de confianza de 95 por ciento y 97.5 por ciento no se observaron contribuciones al VaR bajo la modalidad de *default*. Esos resultados son explicados por las menores probabilidades de incumplimiento de las contrapartes y por los límites prudenciales de exposición por calificación crediticia estipulados en la Política RIB del BCN. Esos resultados son consistentes con lo discutido en Ramaswamy (2004) y Bindseil et al. (2007).

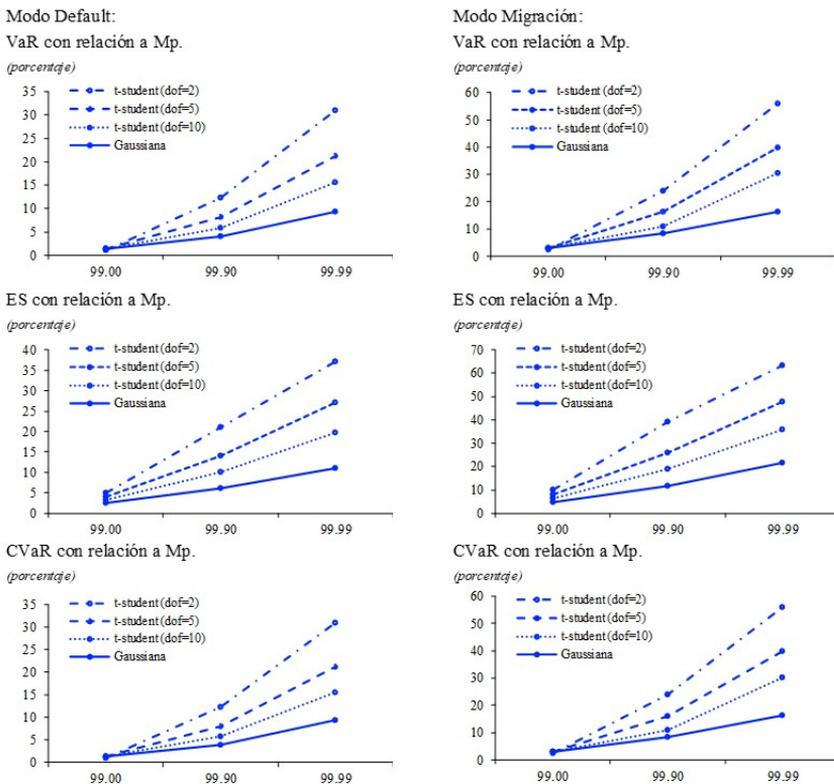
Aunque, el VaR es una métrica de riesgo muy útil, esta falla en reflejar la severidad de la pérdida en el peor de los escenarios; es decir, en el caso de que la pérdida exceda el VaR. Dicha métrica no proporciona información sobre hasta qué punto la cola de la distribución de pérdidas se extiende. Esta información es crítica si el administrador del portafolio está interesado en restringir la severidad de las pérdidas en el peor de los casos, es cuando las pérdidas exceden al VaR. Sobre el particular, la métrica ES provee una mejor estimación de los riesgos en la cola de la distribución para las modalidades en estudio.

<sup>21</sup>Dichas herramientas son calculadas utilizando las ecuaciones 2, 4 y 7.

<sup>22</sup>En las Tablas A3 y A4 se presentan los resultados en términos monetarios.

En línea con lo anterior, del ejercicio se desprende que, bajo la modalidad de incumplimiento, el administrador del portafolio podría observar una pérdida en promedio de 13.92 millones de dólares (6.1 % de Mp), si eventos de crédito ocurren con un nivel de confianza de 99.9 por ciento. Bajo la modalidad de migración, se obtiene que el Banco podría registrar una pérdida en exceso del VaR de 27.6 millones de dólares (11.8 % de Mp) para un horizonte de un año, si eventos de crédito ocurren con una probabilidad de 0.10 por ciento. Asimismo, como métrica complementaria se procedió a estimar el CVaR; es decir, el capital requerido por el BCN como amortiguador de los riesgos del portafolio para un horizonte de un año, como resultado de posibles incumplimientos y/o cambios en las calificaciones de los emisores.

FIGURA 6: Resultados de la estimación



Nota:—Resultados obtenidos con 100 mil simulaciones.  
Fuente: Elaboración propia.

Según la literatura, el supuesto de distribución normal multivariada podría subestimar de manera importante los parámetros de un modelo de riesgo de crédito. Por tanto, en este trabajo también se procedió a estimar el perfil de riesgo de crédito asumiendo una distribución *t-student* con *df* grados de libertad. En ese sentido, las medidas de riesgo estimadas son significativamente mayores a un nivel de confianza de 99.9 por ciento utilizando una cópula *t* con 2 *df* en comparación a la distribución Gaussiana. De hecho, cuando el nivel de confianza es elevado a 99.99 por ciento, el riesgo de crédito se convierte en una fuente importante de potenciales pérdidas para el administrador del portafolio. Los resultados son consistentes con Mashal & Naldi (2002), Jablonský (2007), Chang & Chen (2010) y Velasco (2013).

Asimismo, en esos trabajos se argumenta que, considerando la capacidad de ajustarse a los datos empíricos, la cópula *t* es generalmente superior a la cópula Gaussiana y que, las correlaciones de incumplimiento son mayores con cópulas *t*. Por consiguiente, existen mayores escenarios en los que múltiples entidades caen en *default* u observan deterioro de sus calificaciones crediticias. Asimismo, se destaca que el número de grados de libertad tiene un rol importante en el análisis, ya que para mayores *df*, los resultados se aproximan a los obtenidos con la cópula Gaussiana. Por tanto, la elección de la distribución tiene consecuencias significativas para los cuantiles de pérdidas crediticias, especialmente en las colas.

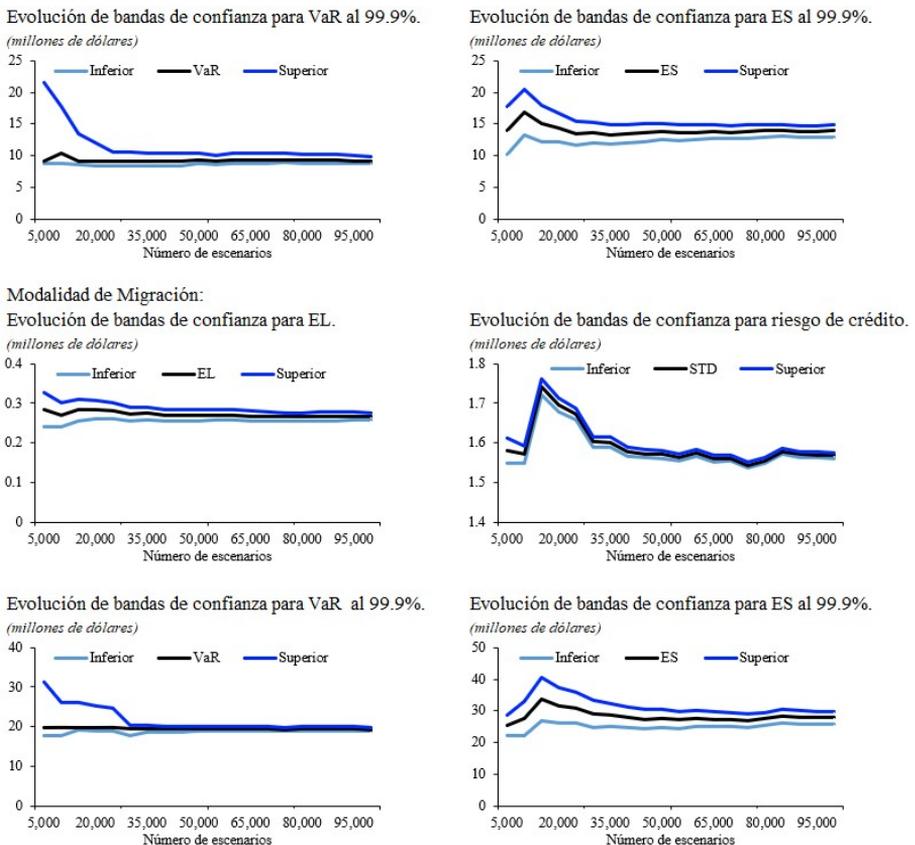
Finalmente, según las guías del BIS para manejo de riesgo de crédito, si el administrador del portafolio utiliza modelos de riesgo de crédito para medir desempeño asociado a una estrategia “*buy and hold*”, este podría optar razonablemente por los resultados en la modalidad de incumplimiento. Esto aplicaría para la gestión de las reservas internacionales del BCN. En contraste, ciertas decisiones de valoración para un portafolio de créditos más líquidos podrían requerir de una definición de medida de pérdida que incorpore cambios potenciales en los márgenes de créditos. En ese caso, se optaría por los resultados bajo la modalidad de migración.

## 5.2. Evaluando precisión

En la metodología de Creditmetrics®<sup>®</sup>, Gupton et al. (1997) proponen bandas de confianza basadas en la observación de que el número de escenarios con pérdidas excediendo el VaR es una variable aleatoria que sigue una distribución binomial con media  $n(1 - a)$  y desviación estándar de  $\sqrt{na(1 - a)}$ , donde  $n$  equivale al número de simulaciones y  $a$  corresponde al nivel de con-

fianza del VaR. Por ejemplo, si el VaR al 99.9 por ciento es estimado con 100 mil simulaciones, como en este trabajo, entonces el número esperado de escenarios con pérdidas excediendo ese límite sería 100. La metodología permite calcular la desviación estándar y encontrar los resultados de la simulación en los límites superiores e inferiores del VaR. Para una muestra grande, es razonable la aproximación de la distribución de pérdidas que exceden el VaR mediante una distribución normal y, concluir que existe 68 por ciento de probabilidad que el “verdadero” VaR estará dentro de una desviación estándar alrededor del VaR estimado.

FIGURA 7: Análisis de precisión



Nota:—Bandas de confianza al 90 %.  
Fuente: Elaboración propia.

Cabe destacar que la desviación estándar de la distribución binomial incre-

menta con el número de simulaciones  $n$ ; pero, este valor sólo representa el índice de observaciones. En la medida que  $n$  incrementa, las simulaciones individuales son menos dispersas, como resultado, la desviación estándar del VaR tiende a decrecer. Para el ejercicio de 100 mil simulaciones se estiman bandas de confianza alrededor de las diferentes métricas estimadas y se examina cómo esas bandas evolucionan en la medida en que se incrementan los escenarios para el análisis.

De la Figura 7 se desprende que las bandas de confianza para cada una de las métricas estimadas son razonablemente ajustadas y se podrían tomar decisiones relacionadas a la gestión del portafolio basadas en los resultados de este trabajo. Asimismo, se podría estar satisfecho con la precisión de las estimaciones en vista de que con la mitad del esfuerzo se podrían obtener resultados similares. Esto es debido a que solamente, en promedio, uno de cada mil escenarios produce un valor que significativamente influenciaría las estimaciones obtenidas.

## 6. Conclusiones

En este trabajo se presentó un modelo de riesgo de crédito (CVaR) para determinar el perfil de riesgo crediticio del BCN en la gestión de sus reservas internacionales, asumiendo una exposición en el sector comercial de 9.2 por ciento de las RIB. Este modelo está basado en los aportes de Creditmetrics®<sup>®</sup>, que se ha convertido en un potente estándar de la industria para la comprensión y gestión del riesgo de crédito. Asimismo, se utilizaron funciones cópulas, para mejorar las estimaciones de las métricas de riesgo, sin la necesidad de partir de supuestos que puedan llevar a subestimación o sobrestimación de dichas métricas. Intercambiar entre distribuciones Gaussianas y cópula  $t$ , generó información relevante para la gestión de riesgo de crédito. Por su parte, el empleo de la técnica de simulación de Monte Carlo incrementa la flexibilidad y precisión de las estimaciones en términos de sensibilidad, análisis y pruebas de estrés.

En vista de que las inversiones de RIB se mantienen hasta su vencimiento, el BCN podría estar interesado por los resultados obtenidos bajo la modalidad de incumplimiento para definir su perfil de riesgo de crédito de las inversiones y con ello, asegurar la diversificación y disminuir el impacto de un evento crediticio sobre su posición financiera. Al respecto, con un nivel de confianza del 99.9 por ciento, se estima una pérdida máxima o VaR de 9.19 millones de dólares (4% de Mp) bajo la modalidad de incumplimiento, en un

horizonte de inversión de un año. Asimismo, el administrador del portafolio podría observar una pérdida promedio en exceso del VaR de 13.92 millones de dólares (6.1 % de Mp), si eventos de crédito relacionados a *defaults* ocurren con una probabilidad de 0.10 por ciento. Cabe mencionar que la elección de la función cópula y el nivel de significancia son cruciales en el análisis. De hecho, a un nivel de confianza de 99.99 por ciento y con una distribución cópula *t* con 2 *df*, el riesgo de crédito se convierte en una fuente importante de potenciales pérdidas para el administrador del portafolio.

Este estudio está sujeto a futuras extensiones y mejoras en temas de riesgo de crédito. Una línea de investigación podría incorporar indicadores basados en mercado (MBIs, por sus siglas en inglés), *credit default swaps* o probabilidades de incumplimiento para cada contraparte o emisor (comercial y/o soberano), que podrían ser proporcionadas por sitios financieros especializados; o bien, el BCN podría optar por desarrollar su propio modelo interno de crédito utilizando los principios de Basilea. En todo caso se requiere contar con información suficiente para asegurar que las entidades sean analizadas en un esquema de mercado semejante.

## Referencias

- Acerbi, C. & Tasche, D. (2002), 'On the coherence of expected shortfall', *Journal of Banking & Finance* **26**(7), 1487–1503.
- Allen, L. & Saunders, A. (2002), 'A survey of cyclical effects in credit risk measurement models'.
- Altman, E. I. (2006), Default recovery rates and lgd in credit risk modeling and practice: an updated review of the literature and empirical evidence, Technical report, Citeseer.
- Arévalo, R., Aguilar, E. & Mejía, S. (2018), 'Estimación del riesgo de crédito para portafolios de reservas internacionales', *Foro de Investigadores de Bancos Centrales del Consejo Monetario Centroamericano* .
- Baesens, B. & Van Gestel, T. (2009), 'Credit risk management: Basic concepts'.
- Bank of Israel (2015), *Investment of the Foreign Exchange Reserves*, Bank of Israel.

- Bindseil, U., van der Hoorn, H., Nyholm, K. & Schwartzlose, H. (2007), ‘The use of portfolio credit risk models in central banks’, *ECB Occasional Paper* (64).
- BIS (1999), *Principles for the Management of Credit Risk*, Basel Committee on Banking Supervision, BIS.  
**URL:** <https://www.bis.org/publ/bcbs54.pdf>
- BIS (2005), *An Explanatory Note on the Basel II IRB Risk Weight Functions*, Basel Committee on Banking Supervision, BIS.  
**URL:** <https://www.bis.org/bcbs/irbriskweight.pdf>
- Bolancé Losilla, C., Guillén, M. & Padilla Barreto, A. E. (2015), ‘Estimación del riesgo mediante el ajuste de cópulas’, *UB Riskcenter Working Paper Series*, 2015/01 .
- Chamizo Cana, Á. & Novales Cinca, A. (2019), ‘Splitting credit risk into systemic, sectorial and idiosyncratic components’.
- Chang, J.-R. & Chen, A.-C. (2010), Copula, correlated defaults, and credit var, in ‘Handbook of quantitative finance and risk management’, Springer, pp. 697–711.
- Chatterjee, S. et al. (2015), ‘Modelling credit risk’, *Handbooks* .
- Chen, J. M. (2014), ‘Measuring market risk under the basel accords: Var, stressed var, and expected shortfall’, *Stressed VaR, and Expected Shortfall (March 19, 2014)* **8**, 184–201.
- Cirillo, P. (2015), ‘Credit risk management’.
- CreditRisk+: A Credit Risk Management Framework* (1997), Credit Suisse Financial Products.  
**URL:** <https://books.google.com.ni/books?id=3BEuygAACAAJ>
- Crouhy, M., Galai, D. & Mark, R. (2000), ‘A comparative analysis of current credit risk models’, *Journal of Banking & Finance* **24**(1-2), 59–117.
- Duffie, D. & Singleton, K. J. (1999), ‘Modeling term structures of defaultable bonds’, *The review of financial studies* **12**(4), 687–720.
- Embrechts, P., McNeil, A. & Straumann, D. (2002), ‘Correlation and dependence in risk management: properties and pitfalls’, *Risk management: value at risk and beyond* **1**, 176–223.

- Fabozzi, F. J. & Pollack, I. M. (2005), *The handbook of fixed income securities*, Vol. 4, McGraw-Hill New York.
- Fischer, M. & Jakob, K. (2015), Copula-specific credit portfolio modeling, in 'Innovations in Quantitative Risk Management', Springer, pp. 129–145.
- Forsman, M. (2012), 'A model implementation of incremental risk charge'.
- Frey, R. & McNeil, A. J. (2003), 'Dependent defaults in models of portfolio credit risk', *Journal of Risk* **6**, 59–92.
- Giesecke, K. (2004), 'Credit risk modeling and valuation: An introduction', Available at SSRN 479323 .
- Glasserman, P. (2005), 'Measuring marginal risk contributions in credit portfolios', *FDIC Center for Financial Research Working Paper* (2005-01).
- Gordy, M. B. (2000), 'A comparative anatomy of credit risk models', *Journal of Banking & Finance* **24**(1-2), 119–149.
- Gupton, G. M., Finger, C. C. & Bhatia, M. (1997), 'Creditmetrics', *Technical Document*, New York .
- Hamerle, A., Liebig, T. & Rösch, D. (2003), 'Credit risk factor modeling and the basel ii irb approach'.
- Héroult, A. R., Julio, J. M., Mera, S. J. et al. (2002), La curva spot (cero cupón), estimación con splines cúbicos suavizados, usos y ejemplos, Technical report, Banco de la República.
- Hull, J. C. & White, A. D. (2000), 'Valuing credit default swaps i: No counterparty default risk', *The Journal of Derivatives* **8**(1), 29–40.
- Jablonský, P. (2007), 'Measuring credit risk for portfolios with heavy-tailed risk factors'.
- Jarrow, R. A. & Turnbull, S. M. (1995), 'Pricing derivatives on financial securities subject to credit risk', *The journal of finance* **50**(1), 53–85.
- Johnson, C. (2001), 'Value at risk: Teoría y aplicaciones.', *Estudios de economía* **28**(2), 217–247.
- Jorion, P., of Risk Professionals), G. G. A. & of Risk Professionals, G. A. (2010), *Financial Risk Manager Handbook, + Test Bank: FRM Part I / Part II*, Wiley Finance Editions, Wiley.
- URL:** <https://books.google.com.ni/books?id=dWtaAAAAYAAJ>

- Jurča, P. (2020), Credit risk, Katedra aplikovanej matematiky a štatistiky.
- Kollár, B. & Gondžárová, B. (2015), ‘Comparison of current credit risk models’, *Procedia economics and finance* **23**, 341–347.
- Loeffler, G. & Posch, P. N. (2011), *Credit risk modeling using Excel and VBA*, John Wiley & Sons.
- Martínez, O. & Ballón, R. (2009), ‘Medición del riesgo crediticio en contrapartes bancarias de las reservas internacionales del banco central de bolivia’, *Banco Central de Bolivia* pp. 1–32.
- Mashal, R. & Naldi, M. (2002), ‘Pricing multiname credit derivatives: heavy tailed hybrid approach’, *Available at SSRN 296402* .
- McNeil, A., Frey, R. & Embrechts, P. (2005), *Quantitative Risk Management: Concepts, Techniques, and Tools*, Princeton Series in Finance, Princeton University Press.  
**URL:** <https://books.google.com.ni/books?id=mpTknQEACAAJ>
- Melo-Velandia, L. F., Becerra-Camargo, O. R. & Melo-Velandia, L. F. (2005), ‘Medidas de riesgo, características y técnicas de medición: Una aplicación del var y el es a la tasa interbancaria de colombia’, *Borradores de Economía; No. 343* .
- Merton, R. C. (1974), ‘On the pricing of corporate debt: The risk structure of interest rates’, *The Journal of finance* **29**(2), 449–470.
- Ramaswamy, S. (2004), ‘Setting counterparty credit risk limits for the reserves portofolio’, *Risk Management for Central Bank Foreign Reserves* .
- Ruíz, M., Cabrales, A. & Cárdenas, M. (2015), ‘A tool for measuring and managing credit risk in portfolios of foreign reserves’, *Procedia economics and finance* **29**, 144–157.
- Salazar, D., Tindal, V. et al. (2015), El var crediticio como herramienta para monitorear el riesgo crediticio en la inversión de las reservas monetarias internacionales del banco central de bolivia, Technical report, Banco Central de Bolivia.
- Velasco, A. R. H. (2013), ‘Riesgo de modelo en la estimación del var y el cvar: aplicación a carteras de renta variable y carteras de deuda.’.

- Wilson, T. (1998), ‘Creditportfolioview approach documentation and user’s documentation’, *Zurich: McKinsey and Company* .
- Witzany, J. (2017), Credit risk management: Pricing, measurement, and modeling, *in* ‘Credit Risk Management’, Springer, pp. E1–E1.
- Zhang, X. (2017), Essays in credit risk management, PhD thesis, University of Glasgow.
- Zhou, C. (2001), ‘The term structure of credit spreads with jump risk’, *Journal of Banking & Finance* **25**(11), 2015–2040.

## A. Creditmetrics<sup>®</sup> bajo enfoque de migración

Según Cirillo (2015), en la metodología los umbrales son definidos mediante las calificaciones crediticias y no mediante los pasivos de la entidad.

Asumiendo una contraparte que tiene asignada alguna calificación crediticia, “A”, al principio del periodo  $[0, T]$ . Esto implica que, mediante la matriz de transición, es posible conocer las probabilidades de migración de la contraparte de un *rating* a otro.

Con  $\bar{p}$ ,  $0 \leq j \leq n$ , que indica la probabilidad de que la entidad estará en la calificación  $j$  en el momento  $T$ . Ordenando las  $j$  de tal forma que  $j = 0$  indique “incumplimiento” e  $j = n$  implique que la entidad está en la mejor calificación, “AAA”. Con  $\bar{p} = 0$ , es decir, la probabilidad de incumplimiento de la contraparte.

Empleando la notación del Modelo de Merton (1974), el valor de los activos de la entidad en  $T$  es definido como  $A_i$ , el cual está vinculado a una distribución normal. Entonces, es posible definir una serie de umbrales tales que:

$$\infty = z_0 < z_1 < z_2 < \dots < z_n < z_{n+1} = \infty), \quad (13)$$

Tal que  $P(z_j < A_i \leq z_{j+1}) = \bar{p}(j)$ ,  $\forall j \in \{0, \dots, n\}$ . De esta manera, se pueden trasladar las probabilidades de transición en una serie de umbrales para el proceso de valoración del activo.

El umbral  $z_1$  esta referido al incumplimiento. Los umbrales mayores representan los niveles de valoración que definen los límites de las calificaciones crediticias más altas. En ese sentido, una contraparte pertenece al *rating* de clase  $j$  al tiempo  $T$  si y sólo si

$$z_j < A_i \leq z_{j+1} \quad (14)$$

En Creditmetrics<sup>®</sup>, para explotar las propiedades de la distribución normal estándar, el valor del activo,  $A_i$ , es transformado en:

$$X_T = \frac{\log(A_i) - \log(A_0) - (r - \sigma_A^2 / 2)T}{\sigma_A \sqrt{T}} \quad (15)$$

Lo mismo para los umbrales:

$$z_j^* = \frac{\log(Z_j) - \log(A_0) - (r - \sigma_A^2 / 2)T}{\sigma_A \sqrt{T}} \quad (16)$$

Como resultado de esta nueva parametrización, se obtiene una entidad que pertenece al *rating* de clase  $j$  en el tiempo  $T$  si y sólo si

$$z_j^* < X_T < z_{j+1}^* \quad (17)$$

## B. Realizaciones de activos correlacionados

Según Baesens & Van Gestel (2009), asumiendo un modelo unifactorial (one-factor model) para un portafolio con una correlación de activos homogéneos  $\varrho$ . Los retornos estandarizados de los activos (variable latente) son obtenidos mediante:

$$vr_i = \sqrt{\varrho}\eta + \sqrt{1 - \varrho} \varepsilon_i \quad (18)$$

Donde  $\eta$  y  $\varepsilon_i$  son simulaciones derivadas de distribuciones normales estándares independientes. El componente sistemático de los retornos de los activos es igual a  $\sqrt{\varrho}\eta$ ; mientras que, la parte propia de la institución  $\sqrt{1 - \varrho} \varepsilon_i$  se refiere al componente idiosincrático. Otras aplicaciones contienen activos correlacionados no homogéneos. Las contrapartes presentan una mayor o menor dependencia en función del sector industrial o región geográfica en que operan. Sea  $Q_\varrho \in \mathbb{R}^N$  la matriz de correlación del retorno de los activos  $r_i$ , con  $q_{\varrho, ij} = \text{corr}(r_i, r_j)$  ( $i, j = 1, \dots, N$ ). La factorización de Cholesky  $Q_\varrho = R^T R$  es una generalización de  $\sqrt{\varrho}$  en (18). La matriz  $R$  es una matriz triangular superior tal que  $Q_\varrho = R^T R$ . En vista de que las matrices de correlaciones son simétricas y en teoría positivas definidas, entonces la descomposición de Cholesky es posible. Los retornos de los activos correlacionados son generados mediante:

$$r_i = R^T \eta + \sqrt{1 - \varrho} \varepsilon_i \text{ con } \varrho_i = \sum_{j=1}^i R(j, i)^2, \quad (19)$$

El vector  $\eta \in \mathbb{R}^N$  de los factores dependientes y el ruido idiosincrático  $\varepsilon_i$  son simulaciones derivadas de distribuciones normales estándares independientes. En el caso de correlaciones de activos no homogéneos, es computacionalmente difícil derivar todas las correlaciones para portafolios grandes. Al respecto, Creditmetrics® propone realizar la regresión del retorno derivado del activo para la entidad  $i$  sobre un número de  $n \ll N$  factores  $f_j$  ( $i = 1, \dots, n$ ):

$$r_i = w_{i1}f_1 + w_{i2}f_2 + \dots + w_{in}f_n + \sigma_i\varepsilon_i \quad (20)$$

Donde los factores  $f_j$  son realizaciones estandarizadas de los factores de riesgos sectoriales y geográficos. Las cargas de factor  $w_{ij}$  ( $j = 1, \dots, n$ ) re-

presentan el peso del factor  $j$  que explica  $r_i$ . Esos pesos pueden obtenerse mediante regresiones de mínimos cuadrados ordinarios (MCO), en las que típicamente se impone que  $0 \leq w_{ij} \leq 1$  o  $-1 \leq w_{ij} \leq 1$ . Por su parte, la varianza  $\sigma_i^2$  es obtenida de la restricción de varianza unitaria en  $r_i$ :

$$\sigma_i = \sqrt{1 - \sum_{k=1}^b \sum_{l=1}^n w_{ik} w_{il} \rho_{fk,fl}} \quad (21)$$

La correlación entre los activos  $i$  y  $j$  se obtiene mediante:

$$\rho_i = \begin{bmatrix} w_{i1} \\ w_{i2} \\ \vdots \\ w_{in} \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} 1 & \rho_{f1f2} & \dots & \rho_{f1fn} \\ \rho_{f2f1} & 1 & \dots & \rho_{f2fn} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \rho_{fnf1} & \rho_{fnf2} & \dots & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} w_{j1} \\ w_{j2} \\ \vdots \\ w_{jn} \end{bmatrix} \quad (a)$$

Basado en la descomposición de Cholesky de la matriz de correlación de factores  $[\rho_{fk,fl}]$   $k, l = 1 : n$ , solamente es necesario almacenar la ponderación de los factores  $w$  para cada activo  $i$  y la varianza idiosincrática  $\sigma_i^2$ . Las correlaciones de los factores pueden obtenerse de los retornos históricos de índices por sector o región geográfica, en los que se puede enfatizar periodos de estrés o escoger la dependencia en conjunto con la experiencia financiera. Entonces, es posible generar una simulación de factores correlacionados derivados de la descomposición de Cholesky y, una simulación para  $\varepsilon_i \forall i = 1, \dots, N$ . Los retornos de los activos correlacionados son obtenidos de (a).

Se asignará hasta uno por ciento (1%) del total de las RIB a la institución financiera comercial que cuente con calificación crediticia de A+, A, A-, BBB+, BBB o BBB-; para las inversiones del Mercado Internacional de Capitales. La exposición máxima en estas instituciones financieras no podrá exceder en su conjunto el seis por ciento (6%) de las RIB.

Para efectos de definir la exposición máxima de riesgo crediticio por institución financiera se utilizará la calificación menor otorgada a la institución por las agencias calificadoras de riesgo.

## A. Anexos

TABLA A1: Política para la Administración de las RIB del BCN

Artículo	Contenido
Arto. 13 Instrumentos de Inversión Elegibles	<p>Las reservas internacionales del BCN podrán estar constituidas por uno o varios de los siguientes activos:</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>■ Divisas, en poder del BCN o depositadas en cuentas en instituciones financieras de primer orden fuera del país.</li> <li>■ Cualquier instrumento de inversión del Mercado Monetario Internacional, emitido por instituciones financieras de primer orden fuera del país.</li> <li>■ Oro. Al Consejo Directivo del BCN le corresponde autorizar la tenencia de reservas en este rubro y su proporción con relación a las reservas totales.</li> <li>■ Valores públicos de primer orden emitidos por gobiernos extranjeros, o sus agencias.</li> <li>■ Otros valores negociables de primer orden emitidos por entidades internacionales o instituciones financieras fuera del país.</li> <li>■ Cualquier otro instrumento de inversión de primer orden internacionalmente reconocido como componente de los activos de reserva de un banco central.</li> </ul>
Arto. 15 Instituciones Financieras Elegibles	<p>Las instituciones financieras en las que se depositen o inviertan las reservas internacionales, deberán tener "grado de inversión", según definición de las agencias calificadoras de riesgo, y dentro de este grado deberán tener las siguientes calificaciones de riesgo crediticio:</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>■ Para instrumentos del Mercado Monetario Internacional, la calificación de riesgo crediticio de corto plazo no deberá ser menor de "A-3" según Standard &amp; Poor's, "F3" según Fitch Ratings y "P-3" según Moody's Investors Service.</li> <li>■ Para instrumentos del Mercado Internacional de Capitales, la calificación de riesgo crediticio de largo plazo no deberá ser menor de "BBB-" según Standard &amp; Poor's y Fitch Ratings y "Baa3" según Moody's Investors Service.</li> </ul>
Arto. 16 Límites Máximos de Exposición	<p>Los límites máximos de exposición de riesgo crediticio para instituciones financieras depositarias, contrapartes de inversión y emisoras serán los siguientes:</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>■ Para los bancos centrales, entidades oficiales y organismos financieros supranacionales y multilaterales podrá ser en su conjunto de hasta un cien por ciento (100%) de las RIB.</li> <li>■ Para las instituciones financieras comerciales no podrá exceder en su conjunto el treinta por ciento (30%) del total de las RIB.</li> <li>■ La exposición máxima individual de riesgo crediticio con las instituciones financieras comerciales que cumplan con la calificación crediticia mínima indicada en el inciso "b", del Artículo 15, estará determinada para cada calificación como un porcentaje de las RIB, según el siguiente detalle: Calificación crediticia a largo plazo (límite máximo %RIB): AAA (15%), AA<sup>+</sup> (10%), AA (7.5%) y AA<sup>-</sup> (5%).</li> </ul>

Fuente: Banco Central de Nicaragua.

TABLA A2: Curva cupón cero por calificación crediticia  
(porcentaje)

Calificación	Periodo (año)							
	1	2	3	4	5	6	7	8
AAA	1.740	1.823	1.818	1.833	1.883	1.960	2.058	2.171
AA	1.998	2.112	2.223	2.301	2.353	2.389	2.422	2.459
A	2.360	2.419	2.538	2.624	2.706	2.784	2.879	2.981
BBB	2.687	2.885	2.897	2.967	3.145	3.343	3.482	3.551
BB	4.864	5.003	4.659	4.346	4.475	4.800	5.102	5.317
B	7.285	6.313	6.079	6.257	6.513	6.726	6.954	7.204
CCC	9.978	6.600	7.264	8.899	10.538	11.863	12.761	13.201

Fuente: Refinitiv.

TABLA A3: Matriz de Transición  
(porcentaje)

Rating inicial	Rating al fin de año							
	AAA	AA	A	BBB	BB	B	CCC	D
AAA	88.81	9.41	0.54	0.05	0.08	0.03	0.05	0.00
AA	0.52	90.64	8.17	0.51	0.05	0.06	0.02	0.02
A	0.03	1.76	92.28	5.40	0.3	0.12	0.02	0.06
BBB	0.01	0.09	3.64	91.60	3.85	0.49	0.11	0.18
BB	0.01	0.03	0.12	5.34	85.79	7.36	0.60	0.72
B	0.00	0.02	0.09	0.19	5.62	85.89	5.04	3.92
CCC	0.00	0.00	0.13	0.23	0.69	15.63	51.47	31.82

Fuente: Elaboración propia con información de S&Poor's.

TABLA A4: Resultados de modo incumplimiento  
(millones de dólares)

Métrica de riesgo	Confianza (%)	Distribución de cópula			
		Gaussiana	t-student (df=2)	t-student (df=5)	t-student (df=10)
Pérdida esperada		0.11	0.11	0.11	0.11
Riesgo de crédito		0.77	1.84	1.35	1.04
Value at Risk	99.00	3.22	2.53	3.11	3.22
	99.90	9.19	28.23	18.59	13.36
	99.99	21.49	71.04	48.91	35.79
Credit VaR (cap. econ.)	99.00	3.11	2.41	3.00	3.11
	99.90	9.08	28.12	18.47	13.25
	99.99	21.38	70.92	48.80	35.68
Expected shortfall	99.00	5.72	11.34	9.36	7.51
	99.90	13.92	48.20	32.26	23.03
	99.99	25.35	85.12	62.26	45.34

Fuente: Elaboración propia.

TABLA A5: Resultados de modo migración  
(millones de dólares)

Métrica de riesgo	Confianza (%)	Distribución de cópula			
		Gaussiana	t-student (df=2)	t-student (df=5)	t-student (df=10)
Pérdida esperada		0.26	0.26	0.26	0.26
Riesgo de crédito		1.53	3.48	2.55	2.02
Value at Risk	99.00	6.73	5.62	6.75	6.81
	99.90	19.06	54.92	37.19	25.35
	99.99	37.75	128.87	91.76	69.79
Credit VaR (cap. econ.)	99.00	6.47	5.35	6.49	6.55
	99.90	18.80	54.65	36.93	25.10
	99.99	37.49	128.61	91.50	69.53
Expected shortfall	99.00	10.92	22.80	18.39	14.71
	99.90	27.06	90.08	59.49	43.46
	99.99	49.44	145.66	109.64	82.39

Fuente: Elaboración propia.

