

Estimación del riesgo de crédito para portafolios de reservas internacionales

Roberto Arévalo, Eduardo Aguilar y Salvador Mejía ¹

Resumen

Utilizando como base la metodología de *CreditMetrics*[®] y mediante la aplicación de medidas de sensibilidad de riesgo de mercado como duración y duración de spread, se propone un modelo para medir el riesgo de crédito de un portafolio tradicional que utiliza la banca central en sus procesos de administración de reservas internacionales. Aunque por su naturaleza este tipo de portafolios son altamente seguros y líquidos, la metodología propuesta permite evaluar el impacto de las migraciones de crédito y sus resultados pueden complementar los análisis relacionados con la asignación de límites por contraparte y la estructura de los portafolios por diferentes criterios como exposiciones por país, sector y calificación de crédito. Por las características de los insumos utilizados, los resultados del modelo son bastante estables; sin embargo, su dinámica puede fortalecerse al incorporar medidas derivadas de datos de mercado como cotizaciones de Credit Default Swaps y Spreads de Bonos.

Abstract

Based on *CreditMetrics*[®] methodology and through the application of market risk sensitivity measures such as duration and spread duration, a model is proposed to measure the credit risk of a traditional portfolio used by central banks in their foreign reserves management process. Although by their nature this type of portfolios are highly safety and liquid, the proposed methodology allows to evaluate the impact of credit migrations and their results can be a complement in analysis of counterparty limits and portfolio structure by different criteria such as country, sector and credit rating exposures. Due to the characteristics of the inputs used, the results of the model are quite stable; however, its dynamics can be strengthened by incorporating measures derived from market data such as Credit Default Swaps and Bonds Spreads.

Palabras clave: Riesgo de Crédito, Credit VaR, Credit Metrics, Reservas Internacionales

¹ Agradecemos la invaluable contribución al trabajo realizado por Arturo Castañeda y Michelle de Romero, quienes colaboraron en la estructura del documento y en mejorar la comprensión del ejemplo ilustrativo desarrollado. Adicionalmente, agradecemos a Juan Osorio y Rony Aguilar por sus comentarios y sugerencias muy pertinentes.

I. Introducción

Dentro del desarrollo en la administración de riesgos financieros, el riesgo de crédito ha sido un problema complicado de resolver cuando se compara con los diversos avances existentes para manejar el riesgo de mercado. Si bien es cierto, desde Basilea I el riesgo de crédito ha sido el más importante en los requerimientos de capital de las instituciones financieras, la modelación a nivel de portafolios de contrapartes ha sido un trabajo mucho más arduo de integrar no existiendo a la fecha un enfoque uniforme para su tratamiento como el estándar vinculado al Valor en Riesgo para el riesgo de mercado.

La crisis de crédito de 2008 puso en evidencia muchas debilidades y supuestos erróneos utilizados por diversos participantes del mercado y la extrema dependencia en las opiniones de las calificadoras de riesgo, surgiendo ahora nuevas regulaciones que buscan reducir el riesgo de contraparte e incentivar a las instituciones financieras a desarrollar sus propios análisis y herramientas para asignar sus recursos.

Los bancos centrales como participantes en los mercados de capitales no están exentos de la búsqueda de mejores técnicas para analizar sus portafolios y aunque su universo de inversión suele ser del mejor nivel de liquidez y riesgo de crédito, siempre buscan actualizar sus procesos o herramientas analíticas que mejoren la gestión de sus activos y pasivos.

A partir de la crisis de 2008 muchos bancos centrales implementaron el seguimiento a cotizaciones de *Credit Default Swaps* con el objeto de contar con indicadores dinámicos acerca de la percepción de crédito sobre los diferentes emisores que conforman sus portafolios de inversión. Esta herramienta es útil pero carece de una medición adecuada del nivel de riesgo de crédito en que incurren los portafolios constituidos con base en las diferentes decisiones de inversión tomadas. Por esta razón es pertinente conocer, dentro de las opciones existentes, las metodologías que utilizan un enfoque de portafolios para administrar el riesgo de crédito con métodos más formales y consistentes, a pesar que por su naturaleza, un banco central suele exponerse a niveles de riesgo de crédito mínimos y por lo tanto, la mayor fuente de riesgo financiero proviene del riesgo de mercado.

En los capítulos posteriores se explican las características del modelo propuesto, iniciando con un grupo de definiciones útiles en el tema de administración de riesgo de crédito. En el capítulo 2 se hace una breve reseña sobre los principales modelos existentes para la cuantificación del riesgo de crédito para portafolios de inversión, justificando la conveniencia de utilizar el enfoque de CreditMetrics® y en el capítulo 3 se explica el modelo con todos sus componentes, con el objeto de desarrollar un ejemplo simplificado en el capítulo 4 basado en un portafolio de 2 emisores.

El modelo planteado no se considera único, sino más bien un primer paso que permite mejorar los controles utilizados para gestionar portafolios de las reservas internacionales, siendo factible la incorporación de modificaciones al modelo básico que permitan incluir variables de mercado que mejoren la dinámica de los cálculos y mejoren la preparación ante eventos extremos de crédito.

II. Marco Conceptual de la administración del riesgo de crédito

Jorion (2011) define el riesgo de crédito como “la pérdida económica derivada del fallo de una contraparte para cumplir sus obligaciones contractuales” y su medición es equivalente al costo de reemplazar los flujos de efectivo si dicha contraparte incumple. Independientemente de la metodología utilizada para realizar esta medición, la administración del riesgo de crédito implica un proceso para lograr identificar al menos dos variables críticas: pérdidas esperadas y no esperadas por eventos de crédito, las cuales tienen un impacto estratégico en la administración de cualquier institución financiera.

Este capítulo busca hacer un acercamiento básico a los conceptos utilizados en la administración del riesgo de crédito, con énfasis en las variables utilizadas en el modelo de crédito propuesto, con el objeto de uniformizar el lenguaje utilizado en el análisis. La mayoría de conceptos se pueden consultar de forma más detallada en Smithson (2003) y Jorion (2011).

Probabilidad de default (PD)

En general, una probabilidad expresa la posibilidad de que una variable aleatoria tome un valor o un conjunto de valores especificados. Para el caso del riesgo de crédito, la probabilidad de default indica el grado o posibilidad de que una contraparte no cumpla sus compromisos contractuales (el pago de cupones y/o principales de un bono, por ejemplo). Los valores de probabilidad se reportan en decimales (0.20) o porcentajes (20%) y sus valores están restringidos entre 0 y 1, donde 0 es seguridad absoluta que una contraparte no hará default y 1 es seguridad absoluta que un emisor incumplirá sus obligaciones financieras.

Exposición de Crédito (EAD)

La exposición de crédito se cuantifica como el valor económico o de mercado de la obligación de una contraparte. Se le conoce también como exposición en el incumplimiento (exposure at default o EAD) e indica el valor monetario de la deuda de un emisor en el momento previo a conocerse que incumplirá.

Pérdida por incumplimiento (Loss Given Default)

Representa la parte de la exposición que no se recupera cuando una contraparte entra en incumplimiento y está determinada por el tipo de instrumento, las garantías y el apalancamiento del prestatario antes del incumplimiento, entre otros factores. Se expresa como una proporción (en porcentaje) y puede extraerse de la tasa de recuperación de una inversión.

Pérdida Esperada (EL)

La pérdida esperada por crédito es la media de la distribución de pérdidas y ganancias de una inversión (portafolio) y en contraste a una distribución normal, no se encuentra centrada sino que sesgada hacia la izquierda de la posición central (si las pérdidas se reportan como valores negativos). Esto ocurre porque la distribución de pérdidas por eventos de crédito es asimétrica y con colas anchas (eventos extremos de baja probabilidad y alto valor).

La pérdida esperada ***no es un riesgo***, es el costo de hacer negocios y por lo tanto, el precio de cualquier transacción con una contraparte debe cubrir esa pérdida esperada. Por esta razón, dentro del manejo del balance de una institución financiera las pérdidas esperadas son cubiertas por reservas.

Las pérdidas esperadas (*Expected Loss* en inglés) son calculadas utilizando los 3 factores que determinan el riesgo de crédito de una contraparte:

$$EL = PD \times LGD \times EAD$$

Dónde:

PD: Probabilidad de incumplimiento o de Default

LGD: Pérdida por incumplimiento (Loss Given Default)

EAD: Exposición de crédito o Exposición en el momento del incumplimiento (Exposure at Default)

Pérdida Inesperada

Término utilizado por uno de los reguladores financieros en los estados Unidos (la Oficina del Control de la Moneda, OCC por sus siglas en inglés) al vincular el capital de un banco con la cobertura de pérdidas no esperadas en sus operaciones. La OCC define una pérdida inesperada como el riesgo en contra del cual una institución financiera asigna capital con el objeto de enfrentar la volatilidad y valor de las ganancias cuando éstas se alejan de su valor esperado. A diferencia de las pérdidas esperadas, las pérdidas no esperadas son parte del riesgo del negocio y por lo tanto, deben ser consistentes con su nivel de capital. Los modelos definidos por los diversos acuerdos de Basilea y otras instituciones financieras buscan estimar esta pérdida con el objeto de optimizar el capital económico de los accionistas de las empresas.

Credit VaR

El Credit Value-at-Risk se define como la pérdida de crédito no esperada que podría sufrirse en un horizonte de inversión y a un nivel de confianza específico. A diferencia del VaR de Mercado que normalmente se reporta como el valor asociado al cuantil del nivel de confianza, para el caso de riesgo de crédito, el Credit VaR se reporta como la diferencia entre el valor del cuantil asociado al nivel de confianza y la pérdida esperada de la inversión o portafolio.

Riesgo de Crédito

Concepto utilizado en el modelo de CreditMetrics® para reportar la medida más simple de riesgo de crédito y se calcula como la desviación estándar (volatilidad) de la distribución de ganancias y pérdidas por eventos de crédito de un portafolio.

III. Metodologías para la administración del riesgo de crédito.

El riesgo de crédito es un aspecto clave en el manejo de los negocios de un banco comercial. En principio, la forma más simple de intermediación financiera se da en los contratos de créditos personales o hipotecarios donde una institución financiera le presta fondos a una persona natural a cambio del pago de intereses periódicos que buscan compensar al menos el costo de oportunidad del capital prestado y la posibilidad que dicho capital no sea repagado.

La práctica en banca comercial es contar con datos estadísticos sobre sus clientes, de tal manera que puedan obtenerse predicciones sobre su comportamiento de pago futuro. A nivel de inversionistas institucionales, donde el fondeo de empresas y gobiernos se da a escala mayorista y el universo de prestatarios se reduce sustancialmente, las herramientas cuantitativas para administrar el riesgo de crédito son más complicadas y su desarrollo es de data más reciente y bastante relacionada con el desarrollo de software y hardware más potentes para trabajar con simulaciones.

Según Smithson (2003), se pueden identificar 3 categorías de modelos utilizados para cuantificar el riesgo de crédito de portafolios de inversión: Modelos estructurales, donde los eventos de crédito son provocados por condiciones de estrés para las empresas; Modelos de Macrofactores, donde eventos económicos provocan los impagos y Modelos Actuariales, los cuales se basan enteramente en cifras estadísticas para predecir eventos de crédito.

Los modelos estructurales utilizan datos de mercado que son insumos para simular eventos de crédito. Entre éstos, sobresalen los basados en el “modelo de Merton” el cual modela el balance de una empresa como una posición corta en una opción put sobre el valor de sus activos. Este enfoque requiere conocer la estructura de los pasivos de la empresa y el valor de sus acciones, y con base en esta información se estima el valor de sus activos (valor de la opción) en un horizonte de inversión específico. El evento de default se materializa a partir del momento en que el valor de los activos y la deuda son iguales y esta relación permite estimar la *frecuencia esperada de default* (probabilidad de default), cuyo valor creciente implica un mayor riesgo de crédito para una contraparte.

El segundo enfoque utilizado dentro de los modelos estructurales es el diseñado por la empresa RiskMetrics Group® el cual se basa en la calificación de crédito de un emisor y sus probabilidades de transición hacia otros niveles de calificación crediticia. Con base en información de mercado, matrices de transición y estadísticas de tasas de recuperación, este modelo simula la distribución de ganancias y pérdidas de un portafolio debidas a migración e incumplimiento y estima niveles de pérdidas esperadas y no esperadas, utilizando el concepto de VaR de Crédito.

Dentro de **los modelos de factores**, CreditPortfolioView de la empresa McKinsey’s utiliza tasas de incumplimiento históricas para sectores industriales, las cuales son dependientes de diferentes variables económicas definidas por los usuarios y que son simuladas a través de modelos de series de tiempo. Este enfoque define la forma funcional de la relación entre el incumplimiento y los

factores pero no identifica si su estimación es eficiente y sus resultados se enfocan principalmente en estimaciones a nivel de sectores y no a nivel de emisores específicos.

Dentro de **los modelos actuariales** es reconocido “Credit Risk +” el cual busca estimar la función de distribución de los eventos de default del portafolio analizado a través de una simulación basada en teoría de colas (tasa de “llegadas” de defaults) y aplicando volatilidades a probabilidades de default, lo cual le otorga mucha flexibilidad pero provoca que los resultados tengan una alta dependencia de los parámetros utilizados para la modelación.

Muchas organizaciones se han basado en estos modelos para realizar sus propias adaptaciones, que en todos los casos son dependientes del tipo de portafolios gestionados y la tolerancia al riesgo que las instituciones deciden soportar. De acuerdo a Smithson (2003), con base en una encuesta dirigida a instituciones financieras en 2002, los modelos más utilizados por estas eran los productos KMV portfolio manager (basado en el modelo de Merton) y Credit Metrics. Mediante comparaciones controladas a los productos líderes en el mercado, encuentra que las principales medidas de riesgo de crédito son comparables entre los diferentes productos, mostrando algunas diferencias en los resultados para clasificar los niveles de riesgo marginal de cada emisor dentro de un portafolio, resultando nuevamente que KMV y Credit Metrics reportaban mayor consistencia al comparar sus clasificaciones.

Para el caso de bancos centrales, donde el universo de inversión suele ser altamente conservador y restringido a emisores soberanos, cuasisoberanos e instituciones financieras con las más altas calificaciones de crédito, la mayor fuente de riesgo es la migración de rating, que puede convertir a una contraparte en no elegible (rating menor a A-, por ejemplo) y muy probablemente ocasione un impacto financiero importante si la degradación es fuerte e inesperada, especialmente en el caso de emisores financieros (bancos).

Ante este escenario, los modelos estructurales serían más apropiados para evaluar las inversiones de las reservas internacionales y entre estos, los modelos tipo Merton y Credit Metrics serían una elección adecuada a las mejores prácticas del mercado. Entre estas 2 opciones se identifica una sola desventaja en los modelos tipo Merton versus un modelo basado en Credit Metrics: la necesidad de contar con datos de cotización de acciones de los emisores analizados. Varios de los emisores del universo de inversión de bancos centrales no cotizan en bolsa (gobiernos, agencias e instituciones supranacionales) y por lo tanto, la implementación de este tipo de modelos requiere incluir supuestos adicionales que no necesariamente reflejan el valor de las acciones de estos emisores.

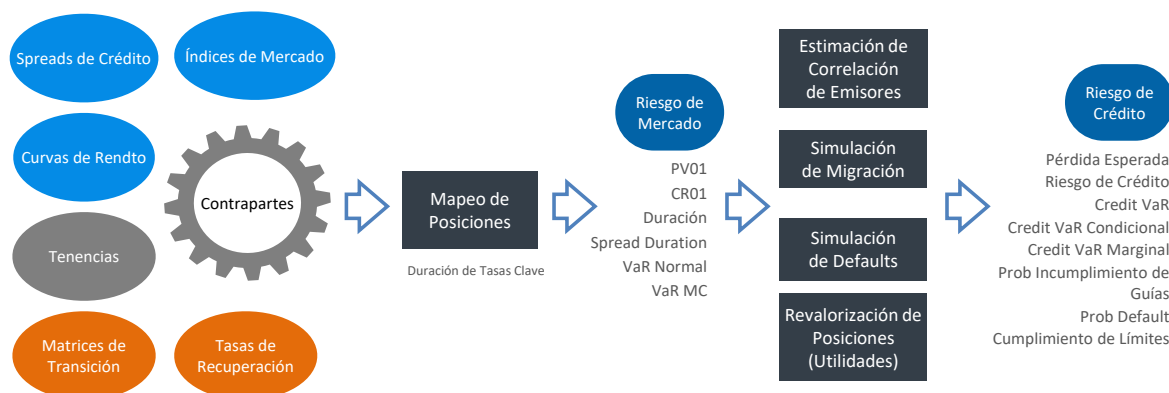
Por esta razón, en el capítulo siguiente se desarrolla una adaptación del modelo de Credit Metrics, el cual permite la cuantificación del riesgo de crédito de un portafolio de renta fija y es una herramienta conveniente para identificar las contrapartes que pueden requerir mayor vigilancia en un proceso de inversión, aunque éstas sean de un buen nivel de calificación crediticia.

IV. Descripción del Modelo de Crédito

La ilustración 4.1 muestra un resumen de los principales componentes y proceso de trabajo diseñados para el modelo de crédito propuesto. Los insumos incluyen 3 categorías relacionadas:

- Datos de portafolios (objetos grises): conformados por el inventario de Tenencias y un conjunto de contrapartes autorizadas para integrar los portafolios.
- Información de Mercado (objetos celestes): que incluye curvas de rendimiento representadas con tasas de interés clave, spreads de crédito por los diferentes niveles de calificación crediticia e índices accionarios o de renta fija.
- Información de crédito (objetos naranja): que se resumen en matrices de transición y parámetros sobre tasas de recuperación para diversos sectores y calificaciones de crédito.

Ilustración 4.1. Modelo de crédito



El proceso de cálculo es dividido en dos etapas ya que para calcular las medidas de riesgo de crédito se requiere primero calcular sensibilidades vinculadas al riesgo de mercado (duración y duraciones de spread) las cuales son estimadas en un proceso de mapeo de los portafolios basada en cálculos de Duraciones de tasas clave para cada una de las tenencias del portafolio analizado. Con estos resultados intermedios se desarrolla dos procesos de simulación Montecarlo: uno para simular la migración de crédito de los emisores del portafolio y otro para simular incumplimientos. Estos procesos independientes son integrados a través de la estimación de una matriz de correlación de los emisores que conforman el portafolio, permitiendo incorporar el concepto de diversificación y obtener la distribución de ganancias y pérdidas a nivel de portafolio (y emisor), de donde se generan las diferentes medidas de riesgo de crédito esperado y no esperado del portafolio.

A continuación se describe en detalle los diferentes componentes que integran el modelo propuesto.

A. Insumos

Curvas de Rendimiento.

Una curva de rendimiento se define como la relación plazo-rendimiento que refleja las condiciones de mercado en que se cotiza un grupo homogéneo de instrumentos financieros de renta fija. Para los fines del modelo de crédito, las curvas de rendimiento utilizadas son del tipo spot o cupón cero y se caracterizan por un par de vectores t e Y de la misma longitud, donde cada elemento de Y (tasa spot) corresponde a cada elemento de t (plazo clave), los cuales son reportados para una fecha y sector en particular. Por ejemplo, para el 28 de febrero de 2017 se reportan las curvas de rendimiento de Tesoros USA y Supranacionales para los plazos estándares t mostrados en la tabla 4.1.

Tabla 4.1. Ejemplo de Curvas de Rendimiento al 28 de febrero de 2017

Plazo (t)	1D	1M	3M	6M	1A	2A	5A	10A	30A
Fecha	01-mar-17	28-mar-17	28-may-17	28-ago-17	28-feb-18	28-feb-19	28-feb-22	28-feb-27	28-feb-47
Tesoros USA	0.60%	0.43%	0.49%	0.62%	0.93%	1.29%	1.99%	2.58%	3.12%
Supranacionales	0.61%	0.67%	0.75%	0.88%	1.07%	1.50%	2.15%	2.81%	3.40%

Las curvas de rendimiento son utilizadas para la valoración teórica de los instrumentos que conforman los portafolios y estos datos pueden ser obtenidos de sistemas de información como Bloomberg® y Reuters®, entre otros.

Índices de Mercado.

El uso de índices de mercado tiene el propósito de aproximar las exposiciones que los emisores de un portafolio tienen en diferentes países y sectores. Con base en esta información, el modelo de crédito construye portafolios sintéticos que son utilizados para estimar la matriz de correlación de los emisores analizados en un portafolio.

Gráfico 4.1 Índices Accionarios USA

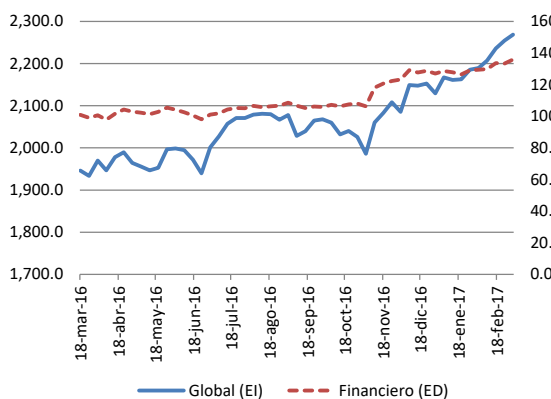
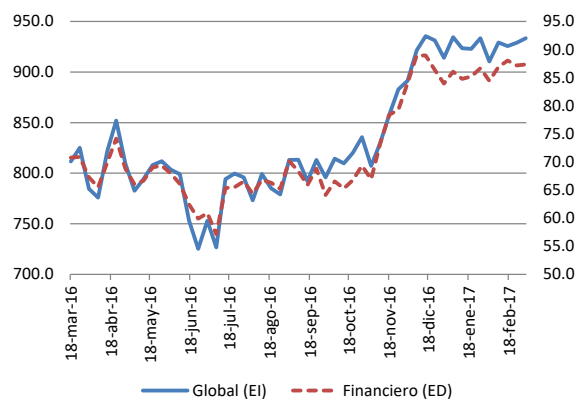


Gráfico 4.2 Índices Accionarios Japón



Los índices de mercado pueden ser índices accionarios o de renta fija, los cuales son clasificados por la combinación de país y sector. Por ejemplo, en los gráficos 4.1 y 4.2 se muestra el comportamiento de índices accionarios globales y del sector financiero para Estados Unidos y Japón.

Al igual que la información de las curvas de rendimiento, todos los datos de índices pueden ser obtenidos de sistemas de información estándar del mercado.

Spreads de Crédito.

Para un sistema de calificación crediticia es posible establecer una prima por riesgo que sea característica del universo de instrumentos de renta fija. La prima por riesgo afecta directamente la curva de rendimiento de todos los instrumentos que pertenecen a cada categoría, de modo que los emisores más seguros tienen una curva de rendimiento más baja que los emisores con una menor calificación crediticia. La prima por riesgo es conocida también como spread de crédito y es igual a la diferencia entre el rendimiento que paga un emisor privado y la tasa libre de riesgo. Esta diferencia es casi uniforme para diferentes plazos y se asume que es constante para el modelo de crédito propuesto. Por ejemplo, la tabla 4.2 muestra una estimación de la curva de spreads de crédito para emisores soberanos y financieros basada en datos de rendimientos disponibles en Bloomberg®. Esta información no suele encontrarse de forma estructurada, pero es factible construirla con base en las cotizaciones de emisores que agrupan cada una de las calificaciones de crédito requeridas utilizando spreads promedios para cada muestra.

Tabla 4.2. Spreads de crédito (pb)

Rating	Soberano	Financiero
AAA	4.1	51.7
AA	10.5	75.7
A	27.2	110.7
BBB	70.4	162.0
BB	182.2	237.1
B	471.4	347.1
CCC	1,220.1	507.9

Tenencias.

Un portafolio de renta fija no es más que una colección de instrumentos financieros que poseen características específicas que permiten su valoración y evaluación de riesgos financieros. Para el caso del modelo de crédito, existe una cantidad mínima de información que debe ser provista para la medición adecuada de los riesgos de mercado y crédito que se resumen a continuación:

Información requerida	descripción
Identificador	Códigos y/o nombres que permiten la identificación de cada instrumento financiero y su emisor
Tipo de Instrumento	Código o nombre del tipo de instrumento que permite identificar su metodología de valoración
Estructura de emisión	Características del instrumento que permiten determinar sus flujos de efectivo: cupón, vencimiento, frecuencia de flujos, base de cálculo para acumulación de intereses y características del subyacente (para derivados) cuando aplique.
Valor Facial	Cantidad (en unidades monetarias) de cada instrumento financiero incluido en el portafolio

Información requerida	descripción
Valor de Mercado	Valoración justa de cada instrumento incluido en el portafolio
Sector	Sector económico o industrial al que corresponde el emisor de cada instrumento financiero
Calificación de riesgo	Calificación de crédito “promedio” de cada emisor, la cual es estimada como un promedio de las calificaciones disponibles, convertidas a una escala numérica

Matrices de Transición.

Una matriz de transición es una tabla que resume las probabilidades de que un emisor con una calificación de riesgo específica finalice después de un horizonte de inversión dado, con otro nivel de calificación, incluyendo su calificación de crédito inicial. La tabla 4.3 muestra un ejemplo de una matriz de transición publicada por Moody’s, estimada para emisores soberanos y gobiernos locales para un horizonte de 1 año, período base utilizado en el modelo de crédito.²

Tabla 4.3. Matriz de Transición (Soberanos a 1 año)

Calificación Inicial	Calificación Final							
	Aaa	Aa	A	Baa	Ba	B	Caa-C	Default
Aaa	91.58%	4.64%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%
Aa	2.04%	90.62%	3.16%	0.40%	0.02%	0.00%	0.00%	0.00%
A	0.00%	5.40%	84.61%	5.51%	0.88%	0.08%	0.00%	0.00%
Baa	0.00%	0.00%	3.05%	82.63%	8.08%	0.51%	0.00%	0.00%
Ba	0.00%	0.00%	0.00%	2.23%	82.84%	4.17%	0.71%	1.33%
B	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	4.79%	68.89%	10.68%	3.77%
Caa-C	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	5.33%	62.13%	18.93%

Fuente: Moody’s

De esta tabla se puede inferir que la probabilidad de que un emisor soberano Aa reporte un evento de default es cero. De igual forma, esta matriz permite ver que un emisor soberano con calificación Ba tiene un 82.84% de probabilidad de mantener su calificación de crédito en un horizonte de un año y un 4.17% de reducirla hasta B.

Tasas y volatilidades de Recuperación

Cuando un inversionista enfrenta un incumplimiento por parte de un emisor de su portafolio no necesariamente pierde la totalidad de su capital invertido. Esta condición implica normalmente participar en juicios de quiebra y diversos gastos de carácter legal y aún en estas condiciones es posible que exista un mercado secundario poco líquido, pero donde todavía se puede negociar el instrumento en incumplimiento a un precio bastante inferior al de la par.

² En algunos casos las filas de la matriz no suman 100% porque siempre hay grupos de emisores que salen de la muestra por dejar de contratar los servicios de las calificadoras de riesgo.

Los eventos de default son poco frecuentes comparados con otra información de mercado como cotizaciones o publicación de estados financieros, por lo que es común que los usuarios de modelos de crédito utilicen estudios académicos para definir el valor de dos parámetros útiles para la modelación de los eventos de default: la tasa de recuperación y su volatilidad.

La tasa de recuperación expresa como porcentaje, el valor que se espera recuperar de una emisión que ha entrado en default. Por su definición, es igual a uno menos la tasa de pérdida esperada, dado el default.

La tasa de recuperación es dependiente del tipo de subordinación de la deuda y se ve influenciada por factores como la industria y jurisdicciones donde se efectúan los juicios de quiebra. Por lo anterior, otra variable que busca complementar la expectativa de tasa de recuperación es su volatilidad, que en la mayoría de estudios se discrimina al menos entre deuda senior y deuda junior.

Para fines del modelo de crédito, se utiliza la misma información por default que provee RiskMetrics®, la cual se basa en los parámetros estimados por Altman y Kishore (1996), asignando los siguientes valores:

Calificación	Soberanos		Cuasi-Soberanos		Financieros	
	Recuperación	Volatilidad	Recuperación	Volatilidad	Recuperación	Volatilidad
AAA	38.75	24.92	40.27	27.97	43.8	35.1
AA	38.75	24.92	40.27	27.97	43.8	35.1
A	38.75	24.92	40.27	27.97	43.8	35.1
BBB	38.75	24.92	40.27	27.97	43.8	35.1
BB	34.79	23.31	37.49	26.85	43.8	35.1
B	34.79	23.31	37.49	26.85	43.8	35.1
CCC	34.79	23.31	37.49	26.85	43.8	35.1

Fuente: Altman y Kishore (1996) en “Almost everything you wanted to know about recoveries on Defaulted Bonds”.

Contrapartes.

Además de la información de los emisores que conforman un portafolio, debe contarse con información complementaria para la comunicación con otros sistemas transaccionales y parámetros que permiten implementar el modelo de crédito, como clasificaciones de contrapartes, países, sectores, índices de mercado asociados para la estimación de correlaciones de crédito y asignaciones de límites, entre otros.

B. Estimación de medidas de riesgo de crédito

Como se ha explicado previamente, el modelo de crédito propuesto se basa en el modelo *Credit Metrics*® publicado en 1997, realizando algunas modificaciones que permiten simplificar los cálculos, especialmente si ya se cuenta con información de factores de riesgo de mercado que permiten estimar apropiadamente la sensibilidad de precios de portafolios de renta fija.

El modelo supone que el portafolio se mantiene sin cambios en el horizonte para el cual se simulan los eventos de crédito. Es una práctica del mercado asumir 1 año, aunque es factible transformar las matrices de transición para evaluar otros horizontes. Nótese que este supuesto implica un balanceo permanente que asegura las mismas exposiciones en el horizonte de inversión. Esto en la realidad puede ser diferente, ya que ante riesgos de crédito inminentes pueden tomarse decisiones antes de este tiempo.

Así, dado un portafolio, cada una de las tenencias puede agruparse por emisor, reportando para cada uno de ellos el PV01 (valor presente por duración de 1 punto básico) y el CR01 (valor presente por crédito de 1 punto básico), medidas de sensibilidad que se asumen dadas y que se obtienen de un modelo de mercado con base al uso de duraciones de tasas clave y/o cálculos de duraciones efectivas. Por notación, se definen los vectores de **PV01** y **CR01** de la siguiente manera:

$$PV01 = \begin{bmatrix} PV01_1 \\ PV01_2 \\ \vdots \\ PV01_N \end{bmatrix} \quad \text{y} \quad CR01 = \begin{bmatrix} CR01_1 \\ CR01_2 \\ \vdots \\ CR01_N \end{bmatrix}$$

Donde cada subíndice se refiere a uno de los N emisores que conforman el portafolio.

La estimación de las medidas de riesgo de crédito se basa en un proceso de simulación Montecarlo que busca calcular la distribución de ganancias y pérdidas de un portafolio por 2 tipos de eventos de crédito: migración e incumplimiento. El evento de incumplimiento se obtiene de las probabilidades definidas en la matriz de transición correspondiente a cada emisor, las que se convierten en el principal insumo para la simulación de la migración, procesos que son explicados en las secciones posteriores.

Simulación de la Transición

La transición en el modelo de crédito se simula a través de estados de calificación crediticia generados con base en la matriz de transición asignada a un emisor en particular. Por ejemplo, en la tabla 4.4 se reporta de forma genérica un vector de transición, el cual reporta la probabilidad de que un emisor finalice después de un horizonte de inversión (normalmente 1 año) en cada una de las calificaciones de riesgo reportadas en la primera fila. Nótese que las probabilidades cubren todos los eventos posibles (acumulan un 100% de probabilidad) y por las definiciones de calificaciones de crédito, se puede asumir que la función de probabilidad acumulada es creciente con la reducción en la calidad de crédito de cualquier emisor.

Tabla 4.4. Vector de Transición para 1 emisor

Rating Final	AAA	AA	A	...	CCC	Default
Probabilidad	P ₁	P ₂	P ₃	...	P _{C-1}	P _C
Prob Acum	P ₁	P ₁ +P ₂	P ₁ +P ₂ +P ₃	...	$\sum_{i=1}^{C-1} P_i$	1.0

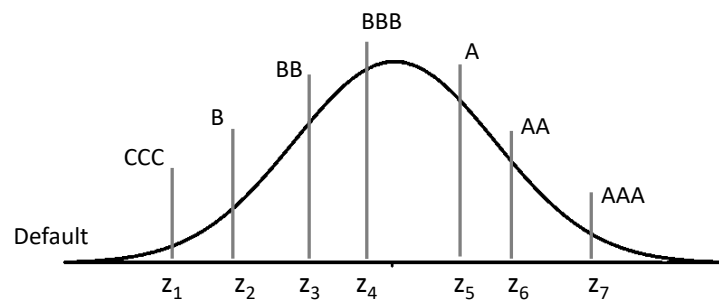
Con el objeto de generar realizaciones aleatorias, se puede asumir que cualquier vector de transición sigue una distribución normal estándar, pudiendo asignar diversos valores z , tal que:

$$N(z_x) = \sum_{i=1}^x P_i \quad (4.1)$$

Donde x es cualquier entero entre 1 y C (número de calificaciones de crédito contenidas en el vector de transición) y $N(\cdot)$ es la función de probabilidad acumulada de la distribución normal estándar.³

Gráficamente, cada z_x se reporta en el eje de las abscisas del gráfico 4.3 y corresponde a la frontera que asegura que cada área de la curva normal sea igual a la probabilidad de transición de cada calificación de crédito.

Gráfico 4.3. Conversión numérica de calificaciones de crédito



Construida esta relación, pueden generarse números aleatorios de una distribución normal estándar cuyas realizaciones se pueden asignar a una calificación de crédito específica de acuerdo a los límites mostrados en la tabla 4.5.

Tabla 4.5. Calificaciones asociadas a realizaciones normales estándar

Límite Mínimo	$-\infty$	Z_1	Z_2	Z_3	Z_4	Z_5	Z_6	Z_7
Límite máximo	Z_1	Z_2	Z_3	Z_4	Z_5	Z_6	Z_7	$+\infty$
Rating Asociado	Default	CCC	B	BB	BBB	A	AA	AAA

Las realizaciones pueden almacenarse en una matriz **R1** de N filas (número de emisores) y L columnas (número de simulaciones) y pueden generarse con cualquier software estadístico estándar.

Nótese que a esta altura del proceso las simulaciones para cada uno de los N emisores es independiente, ya que los generadores de número aleatorios no suponen ninguna relación entre las variables producidas. Este paso es crítico en la formulación del modelo de crédito, ya que es necesario definir algún mecanismo de relación entre las probabilidades de transición de cada uno

³ La elección de la distribución de probabilidad no tiene impacto en las simulaciones de las transiciones por lo que la distribución normal es una candidata efectiva y simple que permite desarrollar el modelo.

de los emisores analizados. La respuesta más simple es suponer que no existe correlación entre los emisores y por lo tanto, continuar procesando las simulaciones con la matriz **R1**. Otra respuesta extrema es suponer que las correlaciones de transición entre emisores son igual a 1 y por lo tanto, si un emisor es degradado, lo mismo debería ocurrir con el resto de emisores analizados; este supuesto no puede sustentarse en la práctica.

Una solución intermedia es buscar una aproximación a las relaciones entre emisores a través de índices de mercado, como es explicado más adelante en la sección “correlación entre emisores”, por lo que para nuestros fines supondremos que se cuenta con una matriz de correlación **C** que representa las relaciones lineales de convergencia de las transiciones para los emisores incluidos en el portafolio analizado.

Utilizando la descomposición de Cholesky, la matriz **R1** (no correlacionada) se puede convertir en un conjunto de datos correlacionados (matriz **R**) mediante la siguiente transformación:

$$\mathbf{R} = \mathbf{R1} \cdot \mathbf{A} \quad (4.2)$$

Donde **A** es una matriz triangular superior que cumple la propiedad $\mathbf{A}'\mathbf{A}=\mathbf{C}$, de acuerdo a la descomposición de Cholesky (Greene, 2008, pág. 974).

Un último ajuste a la Tabla 4.5 surge de vincular las calificaciones de crédito con los niveles de spread de crédito vigentes en el momento del análisis. De esta forma, al conocer los spreads asociados a cada calificación de crédito se puede proponer una nueva tabla de límites como la especificada en la Tabla 4.6.

Nótese que bajo este ordenamiento, los spreads conocidos son los valores de S_1 a S_7 y se está acotando como mínimo valor de spread de crédito un valor nulo, equivalente a realizaciones muy positivas de la distribución normal y un valor igual a S_1 , para cualquier realización que implique el evento de default, aunque en realidad esta información no se utiliza.

Tabla 4.6. Calificaciones y Spreads de Crédito asociados a realizaciones normales estándar

Límite Mínimo	$-\infty$	Z_1	Z_2	Z_3	Z_4	Z_5	Z_6	Z_7
Límite máximo	Z_1	Z_2	Z_3	Z_4	Z_5	Z_6	Z_7	$+\infty$
Spread Mínimo	S_1	S_2	S_3	S_4	S_5	S_6	S_7	$S_8=0$
Spread Máximo	S_1	S_1	S_2	S_3	S_4	S_5	S_6	S_7
Rating Asociado	Default	CCC	B	BB	BBB	A	AA	AAA
ID Rating	CR_1	CR_2	CR_3	CR_4	CR_5	CR_6	CR_7	CR_8

De esta manera, para cada vector fila $\mathbf{r}_i \in \mathbf{R}$ puede construirse una regla de asignación equivalente a la Tabla 4.6 en función de la matriz de transición y sector industrial de cada emisor (i) y construir los vectores columna de Spread (\mathbf{SF}_i) y rating (\mathbf{RS}_i) de acuerdo a las siguientes fórmulas:

$$SF_{i,j} = S_{min} + (S_{max} - S_{min}) \frac{(Z_{i,j} - Z_{min})}{(Z_{max} - Z_{min})} \quad (4.3)$$

$$\forall j = \{1, 2, \dots, L\} \text{ y } Z_{min} < Z_{i,j} \leq Z_{max}$$

$$RS_{i,j} = CR_x, \text{ si } Z_{min} < Z_{i,j} \leq Z_x \quad (4.4)$$

La matriz **RS** incluye ratings en el formato CR_i donde CR_1 es la calificación de crédito equivalente a default. Por lo tanto, todos los $i > 1$ serán calificaciones de crédito que solamente implican migración y no default. Así, para todo elemento de la Matriz **RS** que no sea un evento de default puede asociarse un impacto por migración igual a:

$$\Delta P_{i,j} = -K01_i * \Delta S_{i,j} = -K01_i * (S_{i,j} - S_{i,0}), \quad \forall j = \{1, 2, \dots, L\} \quad (4.5)$$

Dónde:

$\Delta P_{i,j}$: Se refiere al impacto por migración o variación en precio del emisor (i) en la simulación (j).

$S_{i,0}$: es el spread de crédito (en puntos básicos) que le corresponde al emisor i, con la calificación de crédito vigente al momento de implementar el proceso de simulación.

$$K01_i = \begin{cases} PV01_i, & \text{si emisor es considerado "libre de riesgo"} \\ CR01_i, & \text{en otro caso} \end{cases}$$

Para completar la matriz ΔP es necesario hacer un par de cálculos adicionales relacionados con las simulaciones que implican los eventos de incumplimiento, situación que se explica en la siguiente sección.

Simulación de Incumplimientos

Como se explicó en la definición de las tasas y volatilidades de recuperación, los eventos de incumplimiento son escasos en comparación con otros eventos más comunes en los mercados de capitales y la definición de una tasa de recuperación única es prácticamente imposible. Por esta razón, siguiendo el enfoque de CreditMetrics® se propone utilizar una distribución de probabilidad Beta para replicar el posible comportamiento de los incumplimientos en los portafolios evaluados con el modelo de crédito propuesto.

El proceso a seguir consiste en generar una matriz de números aleatorios **B** con N filas (número de emisores) y L columnas (número de simulaciones) donde cada fila de **B** es generada de una distribución Beta con parámetros α_i y β_i igual a:

$$\alpha_i = \frac{(1-\mu_i)\mu_i^2}{\sigma_i^2} - \mu_i \quad (4.6)$$

$$\beta_i = \frac{\alpha_i}{\mu_i} - \alpha_i \quad (4.7)$$

Donde μ_i es la tasa de recuperación correspondiente al sector industrial del emisor i y σ_i , su volatilidad.

Conociendo los valores de cada elemento de **B** y **RS**, los valores de $\Delta P_{i,j}$ para cuando $RS_{i,j} = CR_1$ (default) son igual a:

$$\Delta P_{i,j} = VM_i \times (1 - B_{i,j}) \quad \forall j = \{1, 2, \dots, L\} \quad (4.8)$$

Donde VM_i es el valor de mercado (exposición) mantenido en el emisor i .

Cálculo de pérdidas esperadas y no esperadas

Después de calcular la matriz de pérdidas y ganancias ΔP , es factible calcular las principales medidas de riesgo a nivel de cada emisor o globalmente para el portafolio, siguiendo las fórmulas descritas en la tabla 4.7.

Como se mencionó en el capítulo anterior, la pérdida esperada es útil para la definición de reservas por crédito, mientras que el riesgo de crédito, cuantiles y el Credit VaR son diferentes mediciones que pueden ser utilizadas para establecer niveles de capital por riesgo de crédito.

Finalmente, la contribución al riesgo de crédito es equivalente al concepto de riesgo marginal, el cual es estimado para todos los emisores de un portafolio (por eso utiliza nomenclatura de matrices) y busca identificar la contribución de cada emisor al Riesgo de Crédito del portafolio, tomando en cuenta los beneficios por diversificación. Esta medida puede ser utilizada para definir límites por contrapartes por su propiedad aditiva.

Tabla 4.7. Fórmulas para estimar medidas de crédito

Medida de Riesgo	Individual	Portafolio
Pérdida Esperada	$EL_i = \frac{1}{L} \sum_{j=1}^L \Delta P_{i,j}$	$EL_p = \frac{1}{L} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^L \Delta P_{i,j}$
Riesgo de Crédito	$RC_i = \frac{1}{L-1} \sum_{j=1}^L (\Delta P_{i,j} - EL_i)^2$	$RC_p = \frac{1}{L-1} \sum_{j=1}^L \left(\sum_{i=1}^N \Delta P_{i,j} - EL_p \right)^2$
Cuantil ϕ	$C_{x,i}$, tal que $Prob(\Delta P_i \leq C_{x,i}) = \phi$	$C_{x,p}$, tal que $Prob(\Delta P_p \leq C_{x,p}) = \phi$
Credit VaR a nivel de confianza ϕ	$CVaR_i = C_{x,i} - EL_i$	$CVaR_p = C_{x,p} - EL_p$
Contribución a Riesgo de Crédito	$CRC = \frac{diag(RC) \cdot Corr(\Delta P) \cdot RC}{RC_p}$	

Correlación entre emisores

En la sección de simulaciones de la migración se consideraba como dada la matriz de correlación **C**, la cual busca reflejar la relación lineal entre eventos de crédito de diferentes emisores. En esta sección se explica la metodología que utiliza el modelo de crédito para estimar dicha matriz, la cual se basa en el enfoque utilizado por *CreditMetrics*® y los modelos del tipo Merton.

La correlación entre 2 emisores (A y B) se puede aproximar como la correlación entre los retornos de 2 portafolios de activos (A y B) que son representativos de inversiones en índices de diferentes países y sectores industriales que son normalizados y ponderados con base en un factor α que representa el riesgo idiosincrático (no sistémico) de cada emisor. Por ejemplo, si suponemos 2 emisores que tienen exposición a 5 índices accionarios diferentes, puede construirse una matriz de ponderaciones siguiendo la siguiente lógica:

Indice	Emisor A	Emisor B
I1	0	0
I2	20%	25%
I3	50%	25%
I4	30%	25%
I5	0	25%
α_A	15%	0
α_B	0	5%

En esta configuración, el emisor A es representado por un portafolio invertido (completamente) en los índices 2, 3 y 4 y se supone que tiene un riesgo idiosincrático del 15%, es decir, que los eventos de mercado explican el 85% de los retornos del portafolio A, mientras el restante 15% lo explican factores propios atribuibles al emisor. Adicionalmente, el emisor B se representa a través de un portafolio que tiene una exposición equiponderada en los índices 2 al 5 y reporta un riesgo idiosincrático del 5%.

De forma genérica, si se está trabajando con N emisores y M índices se puede construir una matriz **D** de M+N filas y N columnas, con la siguiente estructura:

$$D = \begin{bmatrix} B \\ A \end{bmatrix} \quad (4.9)$$

Donde $B_{M \times N}$ reporta en cada columna los pesos asignados a cada emisor en los M diferentes índices utilizados en el modelo y $A_{N \times N}$ es una matriz donde los elementos de la diagonal son $A_{i,i} = \alpha_i$ y los elementos fuera de la diagonal son igual a cero.

Para cada índice debe contarse con información histórica de retornos y con base en estos datos, se puede estimar su matriz de covarianzas (Σ) y de correlaciones (Ω) de tamaño $M \times M$.

Para estandarizar los portafolios de todos los emisores, se puede transformar la matriz D en una matriz estandarizada W siguiendo las siguientes reglas:

$$W = \begin{bmatrix} E \\ F \end{bmatrix} \quad (4.10)$$

Donde cada vector columna e_i de E se calcula con la siguiente fórmula:

$$e_i = \frac{1-\alpha_i}{\hat{\sigma}_i} \sqrt{\text{diag}(\Sigma)} \cdot b_i \quad \text{para } i = \{1, 2, \dots, N\}$$

Dónde:

$$\hat{\sigma}_i = \sqrt{b_i' \Sigma b_i}$$

b_i es el vector columna i de la matriz B

y $\text{diag}(\Sigma)$ es la diagonal de la matriz Σ

Por otro lado, la matriz F se calcula con base a los datos de A , utilizando la siguiente relación:

$$F_{i,j} = \begin{cases} \sqrt{1 - (1-\alpha)^2}, & \text{si } i = j \\ A_{i,j}, & \text{en otro caso} \end{cases}$$

Adicionalmente debe construirse una matriz \bar{C} de $M+N$ filas y $M+N$ columnas con base en la siguiente estructura:

$$\bar{C} = \begin{bmatrix} \Omega & O \\ O & I \end{bmatrix} \quad (4.11)$$

Donde Ω es la matriz de correlación de los retornos de los M índices, I es una matriz identidad de tamaño $N \times N$ y O son matrices nulas de tamaño $M \times N$ la superior derecha, y $N \times M$, la inferior izquierda.

Finalmente, la matriz de correlación entre emisores se calcula mediante la siguiente relación:

$$C = W' \cdot \bar{C} \cdot W \quad (4.12)$$

V. Ejemplo de aplicación a un portafolio de 2 activos

En este capítulo se desarrolla un ejemplo ilustrativo de la metodología descrita en la sección IV.B para un portafolio de 2 bonos emitidos por los emisores X e Y que tienen las siguientes características:

Identificador	Emisor	Sector	Facial	Rating	Cupón	Vencimiento	Rendto
Bono 1	X	Soberano	25,000,000	AA	2.0%	15-Ene-26	1.95%

Bono 2	Y	Corporativo	5,000,000	BB	6.0%	30-Ago-20	4.20%
--------	---	-------------	-----------	----	------	-----------	-------

Con base en ésta información, pueden calcularse las siguientes medidas de riesgo de mercado:

Identificador	Emisor	V Mercado	Duración	PV01	CR01
Bono 1	X	25,104,077	8.2 Años	20,586	0
Bono 2	Y	5,416,051	3.2 Años	1,720	1,720
Portafolio		30,520,128	7.3 Años	22,306	1,720

Nótese que los emisores corresponden a sectores diferentes y su calificación de crédito también lo es, por lo que sus matrices de transición y spreads de crédito asociados no son iguales.

A continuación se muestran los vectores de transición (en porcentajes) para cada emisor de acuerdo a su rating inicial:⁴

Rating inicial	Rating final							
	AAA	AA	A	BBB	BB	B	CCC	Default
AA	7.00	65.00	8.50	7.00	6.00	4.00	2.00	0.50
BB	0.25	0.50	2.00	15.00	62.25	12.00	5.00	3.00

Cabe destacar que la mayor probabilidad en un vector de transición se encuentra casi siempre en el rating inicial al que pertenece. Esto es consistente con la idea de que el rating de un emisor no cambia frecuentemente. Sin embargo, siempre existe una probabilidad considerable de que el rating cambie o “migre” hacia los ratings adyacentes. Para el caso del bono X, por ser un emisor “AA”, su probabilidad de que no migre y se mantenga como “AA”, es de 65%. Luego el resto de probabilidades se distribuyen a lo largo del espectro de ratings. De igual forma, para el bono Y, al ser un emisor “BB”, su probabilidad de mantenerse como “BB” es de 62.25% y el resto de probabilidades se distribuyen a lo largo del espectro como migración.

Con base en esta información se puede construir una estructura equivalente a la Tabla 4.7 que será utilizada para la clasificación de los números aleatorios generados en el proceso de simulación, donde sus realizaciones pueden ser asignadas a una calificación y spread de crédito específicos según los límites siguientes para cada uno:⁵

Tabla 5.1. Calificaciones asociadas a realizaciones normales estándar (Bono X, AA)

Límite Mínimo	$-\infty$	-2.576	-1.960	-1.514	-1.150	-0.860	-0.583	1.476
Límite máximo	-2.576	-1.960	-1.514	-1.150	-0.860	-0.583	1.476	$+\infty$
Spread Mínimo	1,170.6	449.5	172.6	66.3	25.5	9.8	3.8	0
Spread	1,170.6	1,170.6	449.5	172.6	66.3	25.5	9.8	3.8

⁴ Las probabilidades reportadas son para propósitos ilustrativos solamente.

⁵ Los spreads de crédito son reportados para fines ilustrativos y no corresponden con datos de mercado.

Máximo								
Rating Asociado	Default	CCC	B	BB	BBB	A	AA	AAA
ID Rating	CR ₁	CR ₂	CR ₃	CR ₄	CR ₅	CR ₆	CR ₇	CR ₈

Tabla 5.2. Calificaciones asociadas a realizaciones normales estándar (Bono Y, BB)

Límite Mínimo	$-\infty$	-1.881	-1.405	-0.842	0.925	1.919	2.432	2.807
Límite máximo	-1.881	-1.405	-0.842	0.925	1.919	2.432	2.807	$+\infty$
Spread Mínimo	1,370.3	552.3	202.3	98.9	45.5	15.8	6.9	0
Spread Máximo	1,370.3	1,370.3	552.3	202.3	98.9	45.5	15.8	6.9
Rating Asociado	Default	CCC	B	BB	BBB	A	AA	AAA
ID Rating	CR ₁	CR ₂	CR ₃	CR ₄	CR ₅	CR ₆	CR ₇	CR ₈

Matriz de correlación de emisores

Antes de trabajar con las simulaciones, necesita estimarse la correlación entre los emisores X y Y para lo cual se deben realizar algunas operaciones intermedias. Inicialmente, teniendo definido un grupo de índices de mercado a escala global, es necesario identificar las exposiciones que tiene cada emisor a ese grupo de índices. Esta información puede encontrarse en estados financieros y memorias anuales y en este ejemplo se supondrá un grupo de 3 índices donde los emisores modelados tienen las siguientes exposiciones:

Índice	Emisor X	Emisor Y
S&P 500	80%	24%
Nikkei	0	76%
Financieros USA	20%	0

Adicionalmente, se supondrá que los 2 emisores tienen el mismo nivel de riesgo idiosincrático (15%), por lo que la matriz **D** de la ecuación 4.8 queda definida de la siguiente manera:

$$D = \begin{bmatrix} 0.80 & 0.24 \\ 0.00 & 0.76 \\ 0.20 & 0.00 \\ 0.15 & 0.00 \\ 0.00 & 0.15 \end{bmatrix}$$

Tomando información histórica de 1 año de datos semanales entre el 24 de marzo de 2016 y el 10 de marzo de 2017 de los retornos de los índices mencionados anteriormente, es factible calcular sus respectivas matrices de varianzas-covarianzas (Σ) y correlaciones (Ω):

Tabla 5.3. Matriz de Varianzas y Covarianzas

Indices	S&P 500	Nikkei	Fin USA
S&P 500	0.0001582	0.0001705	0.0002309
Nikkei	0.0001705	0.0008761	0.0003326
Fin USA	0.0002309	0.0003326	0.0005046

Tabla 5.4. Matriz de Correlaciones

Indices	S&P 500	Nikkei	Fin USA
S&P 500	1.00	0.46	0.82
Nikkei	0.46	1.00	0.50
Fin USA	0.82	0.50	1.00

Utilizando las fórmulas 4.10 a 4.12, se obtiene la matriz de correlación **C** para los emisores del portafolio modelado:

Tabla 5.5. Matriz de Correlaciones de Emisores

Emisores	Emisor X	Emisor Y
Emisor X	1.0000	0.4210
Emisor Y	0.4210	1.0000

Simulaciones

Con estos insumos disponibles se puede iniciar el proceso de simulación. Primero, generando números aleatorios independientes y segundo, utilizando la transformación de Cholesky (ecuación 4.2) para asegurar que las realizaciones de migración mantienen la estructura de correlación estimada en la Tabla 5.5.

En los gráficos 5.1 y 5.2 se muestran los pares de realizaciones independientes y correlacionadas para los dos emisores analizados, utilizando 100 simulaciones.

Gráfico 5.1. Realizaciones independientes

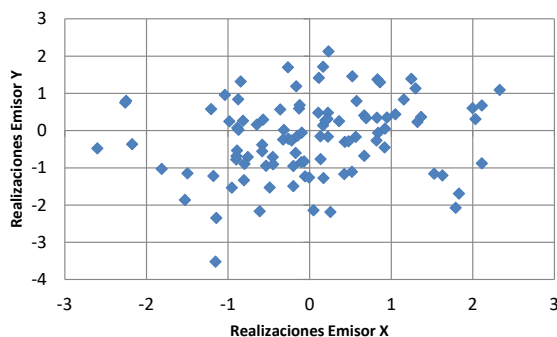
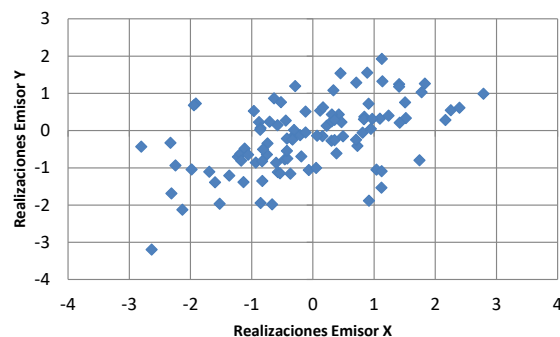
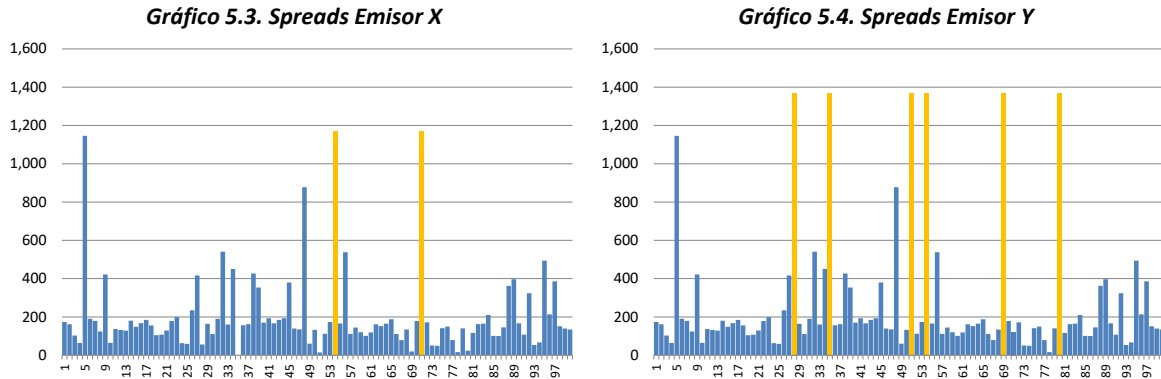


Gráfico 5.2. Realizaciones correlacionadas



Para cada realización por emisor le corresponde una calificación y un spread de crédito, de acuerdo a los límites especificados más arriba. Los Gráficos 5.3 y 5.4 muestran los spreads simulados para cada emisor, los cuales son calculados utilizando la ecuación 4.3 (las barras claras representan eventos de default).



Para encontrar la distribución de pérdidas por migración se calcula la diferencia entre el spread inicial del emisor y el correspondiente a cada realización, lo cual se multiplica por el PV01 o CR01 del mismo dependiendo si es un emisor libre de riesgo o no (ver ecuación 4.8). Para el caso del emisor X, por tratarse de un emisor soberano debe utilizarse el PV01, mientras que para el emisor Y, le corresponde utilizar el CR01.

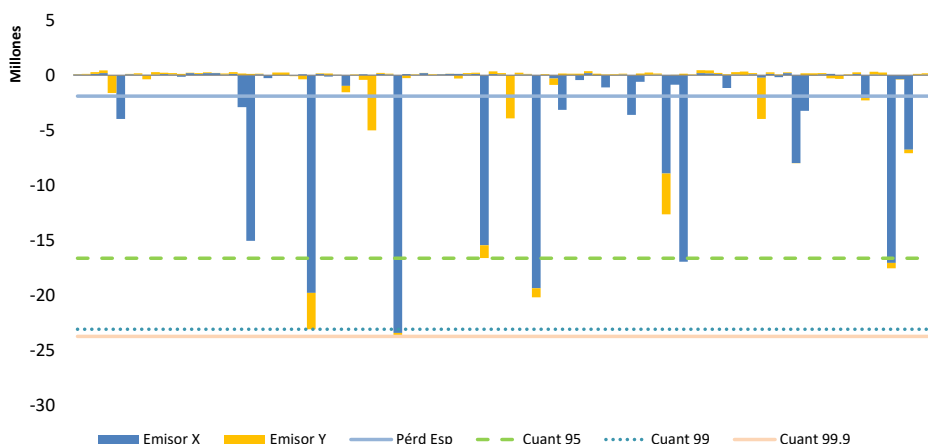
Para evaluar el impacto de los incumplimientos se debe generar un número equivalente de simulaciones a las generadas para las transiciones, solo que en este caso se utilizan los datos cuando el evento de migración implica un incumplimiento. Las simulaciones del default buscan determinar la pérdida dado el incumplimiento y éstas se generan utilizando la distribución Beta (ecuaciones 4.6 y 4.7) que en este ejercicio son los parámetros $\mu = 0.4027$ y $\sigma = 0.2797$, que corresponden a estudios realizados por Altman y Kishore (1996) sobre datos históricos de incumplimientos. Estos aleatorios son tasas de recuperación y al restar 1 menos dicha tasa se obtiene la tasa de pérdidas, la cual se multiplica por el valor de mercado (exposición) del instrumento. Cuando en las realizaciones originales corresponda “default” o “incumplimiento”, la pérdida correspondiente será la que se estime bajo este cálculo (ecuación 4.8).

Tabla 5.3. Medidas de riesgo de crédito (millones de US\$)

Medida de riesgo	Emisor X	Emisor Y	Portafolio
Pérdida Esperada	-1.712	-0.194	-1.905
Riesgo de Crédito	4.848	0.918	5.165
Cuantil 95	-15.549	-1.708	-16.646
Cuantil 99	-19.841	-3.925	-23.110
Cuantil 99.9	-23.086	-4.901	-23.759
Credit VaR (95%)	-13.838	-1.514	-14.741
Credit VaR (99%)	-18.129	-3.731	-21.205
Credit VaR (99.9%)	-21.374	-4.707	-21.854

Medida de riesgo	Emisor X	Emisor Y	Portafolio
Contribución a Riesgo	4.776	0.388	5.165

Gráfico 5.5. Ganancias y Pérdidas simuladas



Contando con los efectos por migración e incumplimiento se cuenta con simulaciones de pérdidas y ganancias por emisor que pueden acumularse para reportar también ganancias y pérdidas a nivel de portafolio, con base en las cuales se hacen los cálculos de riesgo de crédito. En la Tabla 5.3 se reportan los resultados de las simulaciones de crédito para cada emisor y el portafolio y en el gráfico 5.5 se muestra el detalle de las ganancias y pérdidas simuladas por cada emisor y algunas medidas de riesgo de crédito para el portafolio.

Aunque los resultados de estas simulaciones carecen de sentido financiero por ser de carácter ilustrativo, se considera conveniente mencionar algunas relaciones que permiten vincular los insumos utilizados con las medidas de riesgo obtenidas:

- El mayor riesgo de crédito es aportado por el emisor X y es explicado por dos factores: el tamaño de la exposición y el vector de transiciones. A pesar que la calificación de crédito de X es mejor que la de Y, las probabilidades de mejorar calificación de crédito son menores que las asignadas a BB por lo que es más probable una degradación que afecte la valoración del bono emitido por X.
- El riesgo de crédito individual de cada emisor no es comparable. Cuando se ajusta el Credit VaR por el tamaño de cada exposición, el emisor Y reporta un menor nivel de riesgo que el emisor X. Solamente en el Credit VaR al 99.9% de confianza los 2 emisores reportan niveles de riesgo de crédito similares. Esta condición sugiere que podría mejorarse el perfil de riesgo de crédito del portafolio simplemente con balancear las proporciones en cada emisor y aprovechar la diversificación que aporta la combinación de los 2 emisores.

Nivel de Confianza	Emisor X	Emisor Y
95%	-55.1%	-28.0%

99%	-72.7%	-68.9%
99.9%	-85.1%	-86.9%

- El mayor beneficio en términos de pérdidas no esperadas se logra al incrementar el número de emisores en un portafolio. En este ejercicio, aunque es factible mejorar el perfil de riesgo de crédito, los beneficios por diversificación están acotados ya que la sustitución está limitada a 2 emisores y sus niveles de riesgo en el extremo, son comparables.

VI. Conclusiones

El modelo para medición del riesgo de crédito propuesto se basa en la metodología de *CreditMetrics*[®] desarrollada por JP Morgan, adaptando parte de sus procesos de cálculo al enfoque tradicional utilizado por diversos bancos centrales para evaluar el riesgo de mercado.

Uno de los principales beneficios que se identifican del modelo propuesto es la cuantificación formal del riesgo de crédito de portafolios de inversión, pudiéndose hacer una vinculación directa con el nivel de capital requerido de forma equivalente al modelo interno propuesto por los acuerdos de Basilea. Adicionalmente, con base en la información provista en el modelo es factible definir límites de inversión basados ya no solamente en criterios cualitativos vinculados al riesgo percibido de un sector o tipo de emisor (como la delimitación de concentraciones por sector), sino que en evaluaciones de retorno ajustado por riesgo que deben ser consistentes con el perfil de riesgo tolerado por un inversionista.

El proceso de evaluación del riesgo de crédito de una entidad se puede fortalecer con las salidas del modelo propuesto, facilitando la identificación de las contrapartes críticas por su contribución al riesgo total y mejorando la productividad de equipos de trabajo que normalmente son pequeños y que no suelen contar con los recursos de instituciones financieras privadas, agregando valor a la información ya disponible con las opiniones de las calificadoras de riesgo.

La implementación de las medidas de riesgo de crédito propuestas mejora también la comunicación en los procesos de inversión y brinda información integral que complementa la información ya disponible de las medidas de riesgo de mercado y que debería redundar en una mejor administración de los activos financieros de un banco central.

El modelo propuesto es una primera aproximación para una mejor administración de riesgos financieros, pero el camino por recorrer es todavía amplio pudiéndose incorporar variables dinámicas como indicadores de credit default swaps o spreads de crédito. Sin embargo, estas modificaciones exigen una disponibilidad de datos suficiente para asegurar que todas las contrapartes están siendo analizadas en un esquema de mercado comparable.

VII. Bibliografía

Altman, Edward I y Vellore M. Kishore. "Almost everything you wanted to know about recoveries on Defaulted Bonds". *Financial Analysts Journal*, nov-Dic 1996.

Greene, William. "Econometric Analysis". 6th Ed. Pearson Prentice Hall, 2008.

Jorion, Philippe. "Financial Risk Manager Handbook". 6th Ed. Wiley Finance, 2011.

Morgan, JP. "Credit Metrics". New York: Technical document. 2 Abril de 1997.