



**UNIVERSIDAD NACIONAL
AUTÓNOMA DE MÉXICO**

**FACULTAD DE ESTUDIOS SUPERIORES
ACATLÁN**

**ESTIMACION DEL RIESGO DE CREDITO MEDIANTE LA APLICACION
DE MODELOS GENERALIZADOS DE SIMULACION**

T E S I N A

QUE PARA OBTENER EL TÍTULO DE:

A C T U A R I O

P R E S E N T A

JAVIER FRANCISCO PEREZ TAPIA

ASESOR: DR. LUIS ALEJANDRO TAVERA PEREZ

MAYO 2008



Universidad Nacional
Autónoma de México



UNAM – Dirección General de Bibliotecas
Tesis Digitales
Restricciones de uso

DERECHOS RESERVADOS ©
PROHIBIDA SU REPRODUCCIÓN TOTAL O PARCIAL

Todo el material contenido en esta tesis esta protegido por la Ley Federal del Derecho de Autor (LFDA) de los Estados Unidos Mexicanos (México).

El uso de imágenes, fragmentos de videos, y demás material que sea objeto de protección de los derechos de autor, será exclusivamente para fines educativos e informativos y deberá citar la fuente donde la obtuvo mencionando el autor o autores. Cualquier uso distinto como el lucro, reproducción, edición o modificación, será perseguido y sancionado por el respectivo titular de los Derechos de Autor.

Estimación del Riesgo de Crédito Mediante la
Aplicación de Modelos Generalizados de Simulación

Javier Francisco Pérez Tapia

21 de mayo de 2008

A mis padres, por su amor y apoyo incondicional, esto es de ellos

A mis hermanos, por soportarme

A Silvia, Enrique y el equipo de ARFil por ayudarme a crecer

A todas aquellas personas que en menor o mayor medida han dejado huella en mi vida

Índice general

Introducción	3
1. Riesgo de Crédito	8
1.1. Definición del Riesgo de Crédito	8
1.2. Diferencias entre la medición del Riesgo de Crédito por Con- traparte y Riesgo de Cartera	10
1.3. Riesgo de Crédito Individual y de Cartera	11
1.4. Pérdida Esperada y No Esperada	16
1.5. Riesgo de Crédito por Préstamos	18
2. Banco Internacional de Pagos	21
2.1. Aproximación Estándar	23
2.2. Aproximación mediante Ratings internos	24
2.3. Modelo Implícito en BIS para la estimación del riesgo de crédito	25
3. Modelación del Riesgo de Crédito	29
3.1. CreditMetrics	30
3.2. Técnicas Actuariales y el Modelo CreditRisk+	34
3.2.1. Técnicas Actuariales	34
3.2.2. Distribución de Pérdidas	35

<i>ÍNDICE GENERAL</i>	2
3.2.3. La Teoría del Riesgo	35
3.2.4. CreditRisk+	38
4. Modelo Propuesto	42
4.1. Modelo Generalizado de Simulación	44
4.1.1. Distribución Lambda Generalizada	46
4.2. Procedimiento de Cálculo	50
5. Aplicación del Modelo	55
5.1. Determinación de la PE y PNE	55
5.2. Analisis de Resultados	58
5.3. Concentración	59
5.3.1. Índice de Concentración <i>Herfindahl-Hirschman</i>	61
5.4. Determinación de la Prima de Riesgo	64
Conclusiones	67
Bibliografía	69
Apéndice	72

Introducción

En los últimos años el riesgo de crédito ha tomado gran importancia dentro de las instituciones financieras. Esto se debe a las condiciones cambiantes del entorno a nivel mundial, lo cual se ha considerado como un factor importante de riesgo. Tal es la globalización que provoca que crisis como la de Asia afecte a mercados de América, que se encuentra al otro lado del mundo. Por otro lado la agresiva competencia que va en aumento así como el tamaño de las carteras de crédito en las cuales un acreditado se pierde en el mar de deudores. Esto hace imposible darse cuenta del riesgo que aporta un individuo con un análisis puramente cualitativo¹.

Por lo anterior la medición del riesgo de crédito ha sido objeto de muchos estudios que plantean metodologías tan diversas como cantidad de instituciones de crédito. Sin duda cada una de las metodologías existentes intentan cubrir necesidades especiales de acuerdo con la naturaleza de las carteras de crédito de cada institución o simplemente siguiendo las políticas de las mismas.

En la actualidad el mercado de préstamos y créditos ha ido en aumento, es por lo que es necesario que las instituciones que manejan este tipo de instrumentos tengan a la mano modelos que les ayuden a estimar el com-

¹Javier Márquez Díez-Canedo: *Una nueva visión del Riesgo de Crédito*

portamiento de los acreditados y así calcular las pérdidas potenciales que podrían generarles al estar tomando este tipo de riesgos. Esto sin duda es posible mediante una buena recaudación de información.

La cantidad de información que es requerida por la gran mayoría de los modelos debe de ser muy detallada y de calidad para que los resultados puedan considerarse como una buena aproximación. La falta de información, así como la mala calidad de esta son el principal obstáculo para la implementación de los modelos. Sin embargo, aún contando con información suficiente existen factores que no se pueden predecir, es decir la incertidumbre es una de las características principales con la que debe vivir una institución financiera.

Es importante estimar las variaciones de los fenómenos que no se pueden predecir con certeza, ya que estos son factores que afectan en forma directa a las carteras de las instituciones. Para estimar estas variaciones existen herramientas estadísticas, las cuales han dado lugar a la teoría del riesgo, desarrollada principalmente en las aseguradoras en donde se ha aplicado para obtener una distribución de pérdidas.

Últimamente esta herramienta se ha explotado en las instituciones de crédito debido a la similitud de los factores de riesgo no predecibles, es decir, el incumplimiento de un acreditado es tan incierto como el siniestro de un asegurado, no se puede estimar con precisión el momento de ocurrencia. Para cualquiera de los dos casos existe una distribución de pérdidas que puede dar una idea acerca del impacto de estos fenómenos.

Por lo expuesto anteriormente se entiende que la medición del riesgo de crédito es un verdadero reto para las instituciones que desean implementar alguna metodología, ya que para esto necesitan hacer estudios de los cuales se desprenden las siguientes preguntas:

1. Con que información se cuenta
2. Con esta información qué modelo se puede utilizar
- 3.Cuál es la mejor combinación de entre los distintos modelos e información existente para obtener una predicción confiable

Sin embargo, aún respondiendo satisfactoriamente las cuestiones anteriores, la implementación de la metodología podría ser muy complicada al grado de generar elevados costos financieros a las instituciones. Esto ha motivado a la exploración de modelos más sencillos a nivel técnico y operativo facilitando la utilización de los mismos.

En el presente documento se propone un modelo que reúne las características mencionadas en el párrafo anterior, y, dadas las características de la distribución que utiliza para la generación de la distribución de pérdidas, encuentra el mejor ajuste, combinando la información que se tiene y el poder predictivo de los modelos actuariales.

La distribución a propuesta es la Distribución Lambda Generalizada, dicha distribución tiene bondades, las cuales se detallarán en capítulos siguientes, pero es importante destacar algunas:

- Utiliza 4 parámetros, es decir, no se limita a dos momentos (media y varianza), sino que toma en cuenta el sesgo y la kurtosis
- La cantidad de información puede ser limitada sin restar confiabilidad en las predicciones
- Requiere recursos computacionales mínimos
- No tiene limitaciones en cuanto a supuestos de normalidad

En este documento se exponen las metodologías más importantes así como los antecedentes de la medición del riesgo de crédito, sin olvidar que el tema en el que se concentrará es en la explicación de la metodología de medición con base a la Distribución Lambda Generalizada.

Los capítulos en los que se encuentra dividido el documento son los siguientes:

1. **Riesgo de Crédito:** En este capítulo se definirá el riesgo de crédito así como el tratamiento que se le tiene que dar a las carteras según su volumen. También se exponen dos vertientes importantes del riesgo de crédito: el riesgo de crédito por contraparte y el riesgo de cartera y los beneficios que conlleva la medición de estos tipos de riesgos.
2. **Banco Internacional de Pagos:** En este apartado se describe la regulación internacional establecida por el comité de Basilea para las instituciones bancarias, creado por los países del G-10. El primer acuerdo de Basilea (1988) indica que las entidades debían tener un margen de solvencia superior al 8%. Este acuerdo fue criticado por presentar algunas anomalías por lo que en 1999 se presentó el primer borrador de un nuevo acuerdo (BIS-2).
3. **Modelación del Riesgo de Crédito:** En este capítulo se trata el tema de los diferentes modelos que se han tomado como parámetro en la medición del riesgo de crédito (CreditMetrics, Modelos Actuariales y CreditRisk+). Se mencionan las características y diferencias de las diferentes metodologías, sus ventajas y desventajas, así como la complejidad que representa el uso de estas.
4. **Modelo Propuesto:** Este capítulo es acerca del modelo que se pro-

pone en este documento a partir de una cantidad relativamente pequeña de información y con base en un modelo actuarial en el cual para construir la distribución de pérdidas se toma la Distribución Lambda Generalizada. Se exponen las bondades de utilizar esta metodología y las ventajas que tiene en comparación con las mencionadas en el capítulo previo.

5. **Aplicación del Modelo:** En este apartado se calculan las pérdidas esperadas y no esperadas de una cartera teórica de prestamos con información reducida mediante el modelo propuesto y se estima la prima de riesgo que se requeriría para cubrir el riesgo por incumplimientos de los acreditados.

Por último, se exponen algunas ideas concluyentes acerca de los avances en materia de la administración del riesgo de crédito, considerando la necesidad que tienen los bancos de modelos más flexibles y prácticos en un mercado cada vez más competitivo.

Capítulo 1

Riesgo de Crédito

1.1. Definición del Riesgo de Crédito

El Riesgo de Crédito es analizado en dos sentidos, el primero es relacionado con la posibilidad de quebrantos en las carteras crediticias de instituciones financieras por una relación bilateral con otra institución en un determinado tipo de transacción, el cual es llamado Riesgo de Crédito por Contraparte, y el riesgo inherente al mercado, al cual se le denomina Riesgo de Cartera.

Hoy en día las instituciones de crédito, en su intento por dominar el mercado, han recurrido a diferentes instrumentos, los cuales contribuyen de manera importante en el crecimiento de sus carteras de crédito. Uno de los más importantes sería la medición del riesgo de crédito ya que en función de la precisión con la que se estime prodrá incrementarse la utilidad de la institución.

Algunos de los beneficios que conlleva el análisis del Riesgo de Crédito son los siguientes:

- Los modelos para medir el riesgo de crédito proporcionan estimaciones

de riesgo, tales como de *Pérdida Esperada y Pérdida No esperada*, concentración y granularidad, estas medidas, se analizarán posteriormente para determinar como su uso coadyuva a una correcta administración de cartera.

- Los modelos para la medición del Riesgo de Crédito se han convertido en herramientas importantes para determinar de una manera eficiente el precio de los diferentes productos que ofrecen las instituciones financieras, ya que, un factor importante para determinar la prima por riesgo es el VaR de crédito.
- Los modelos proveen una base más consistente para asignar capital y optimizar la relación *Riesgo-Rendimiento* de la institución.
- Proveen mayor transparencia en Riesgo de Crédito tanto para los accionistas como para las entidades reguladoras.
- Mayor eficiencia en la asignación de capital de riesgo de crédito a través de la comparación de varias oportunidades de negocio con distintas empresas.

En las operaciones del balance de las instituciones financieras la fuente principal del riesgo de crédito son los activos financieros y los activos de naturaleza crediticia, que están integrados por los instrumentos que se pueden apreciar en la cuadro 1.1.

Por lo que el Riesgo de Crédito puede ser analizado del lado de los activos financieros, ya que la tenencia de instrumento de deuda y acciones esta expuesta al riesgo emisor o de contraparte, de mercado y liquidez, o bien del lado de los activos crediticios cuyos riesgos serían de incumplimiento, de mercado y liquidez.

Activos	
Activos Financieros	Activos Crediticios
Acciones	Cartera Comercial
Papel Bancario	Cartera Hipotecaria
Bonos	Cartera de Consumo
Papel Privado	Otros Activos
Derivados	
Riesgos	
Mercado	Mercado
Contraparte	Crédito
Liquidéz	Liquidéz

Cuadro 1.1: Exposición al Riesgo de los Activos

1.2. Diferencias entre la medición del Riesgo de Crédito por Contraparte y Riesgo de Cartera

El Riesgo de Crédito tiene dos vertientes tanto el Riesgo por Contraparte como el Riesgo de Cartera y el tratamiento que se le tiene que dar a la cartera de crédito depende de las características de la misma:

- El Riesgo de Crédito por Contraparte es la valuación objetiva de la probabilidad de que una contraparte no pueda cumplir con sus obligaciones financieras en las condiciones estipuladas contractualmente.
- El Riesgo de Cartera mide la pérdida financiera como consecuencia de que el valor del portafolio de activos crediticios sea inferior al valor actual del portafolio debido a las variaciones de los factores de riesgo inherentes a los instrumentos que lo componen. Sin embargo en esta definición existe un riesgo de crédito implícito no obstante que la contraparte no sufra quebranto alguno.

Mencionaremos algunas diferencias entre la administración del riesgo de mercado y la administración del riesgo de crédito:

- El riesgo de crédito se ocupa del riesgo de mercado, liquidez y del riesgo por incumplimiento, mientras que el VaR mide únicamente el riesgo de mercado.
- Regularmente el horizonte de tiempo para la medición del VaR es de muy poco tiempo (días) y para el riesgo de crédito es a un plazo mucho más largo (años).
- Para el riesgo de mercado las cuestiones legales no son aplicables mientras que para el riesgo de crédito son muy importantes.

Estas son algunas razones por las que el riesgo de mercado es mucho más fácil de calcular que el riesgo de crédito ya que la información que se necesita para calcular este último, tal como las probabilidades de incumplimiento o las tasas de recuperación son datos con los que no todos cuentan, no así para el riesgo de mercado, pues existen proveedores que facilitan la obtención de los insumos necesarios para el cálculo del VaR de mercado.

1.3. Riesgo de Crédito Individual y de Cartera

Las condiciones actuales del sector han ido cambiando a gran velocidad, el volumen creciente de las carteras, las distintas modalidades y maneras en el otorgamiento del crédito o préstamo, la evaluación individual se hace mucho más difícil¹. Ya no es suficiente con una opinión experta o con un análisis meramente cualitativo o económico; ahora se necesita saber con la mayor precisión posible cual es la probabilidad de que un acreditado se encuentre en un status de incumplimiento o de su probable transición de calificación. Por otra parte el negocio de las instituciones no es prestar o

¹Alan Elizondo (2003): *Medición Integral del Riesgo de Crédito*

dar crédito a una sola persona, se maneja de igual forma el problema del portafolio².

El analista de Riesgo de Crédito tiene que contemplar el riesgo implícito en las transacciones a nivel individual y a nivel de cartera.

- Riesgo Individual: El incumplimiento está asociado a una probabilidad por acreditado o deudor, es decir, a nivel individual. Los elementos a considerar para el análisis del riesgo individual son, según Crosbie³:

1. La probabilidad de incumplimiento, como se muestra en la cuadro 1.2 la cual publica S&P anualmente ⁴, se refiere a la frecuencia relativa con la que ocurre el evento de que la contraparte o deudor no cumpla con las obligaciones contractuales para pagar la deuda que ha contraído. Algunas empresas llamadas calificadoras hacen estudios anuales con los cuales pueden determinar una calificación por empresa acreditada.

From/To	D
AAA	0.00%
AA	0.01%
A	0.04%
BBB	0.29%
BB	1.28%
B	6.24%
CCC	32.35%
D	100%

Cuadro 1.2: Probabilidades de Default por Calificación de S&P 2004

²Javier Márquez Díez-Canedo: *Suficiencia de Capital y Riesgo de Crédito en Carteras de Préstamos Bancarios*

³Crosbie (1997): *Cross-Market Valuation*

⁴S&P (2004): *Mexico Default Study 2004*

2. La tasa de recuperación, la cual es la proporción de la deuda que podrá ser recuperada una vez que la contraparte se encuentra en un estado de incumplimiento.
3. La migración del crédito, se refiere a la probabilidad de que la calificación de un deudor mejore o se deteriore.

From/To	AAA	AA	A	BBB	BB	B	CCC/C	D
AAA	91.67	7.69	0.48	0.09	0.06	0.00	0.00	0.00
AA	0.62	90.49	8.10	0.60	0.05	0.11	0.02	0.01
A	0.05	2.16	91.34	5.77	0.44	0.17	0.03	0.04
BBB	0.02	0.22	4.07	89.71	4.68	0.80	0.20	0.29
BB	0.04	0.08	0.36	5.78	83.37	8.05	1.03	1.28
B	0.00	0.07	0.22	0.32	5.84	82.52	4.78	6.24
CCC/C	0.09	0.00	0.36	0.45	1.52	11.17	54.07	32.35

Cuadro 1.3: Matriz de Transición S&P 2004

Es importante mencionar que la migración de los créditos se realizó por primera vez por Altman en 1991 mediante el uso de cadenas de Markov para modelar procesos aleatorios que caracterizan los cambios de la calidad de los créditos en el tiempo mediante matrices de transición. Estas matrices, cuadro 1.3, contienen las probabilidades de migración de un nivel de calidad, las cuales son representadas por una calificación, a otro⁵.

Algunas de las características de la matriz de transición, de acuerdo con Díaz Cerón⁶ son:

- La mayor parte de los activos permanecen en el mismo grupo

⁵Javier Márquez Diez-Canedo: *Una Nueva Visión del Riesgo de Crédito*

⁶Díaz Cerón: *Valor en Riesgo y Otras Aproximaciones*

crediticio durante el periodo de riesgo⁷.

- La suma de las probabilidades a lo largo de cada uno de los renglones de la matriz de transición es 100.
- La probabilidad de que los papeles mejoren de grado crediticio es reducida.
- La probabilidad de que una contraparte incumpla, habiendo estado en un grado pobre de calidad crediticia, es muy baja. Situación que puede obedecer a que las deudas se reestructuran antes de entrar en suspensión de pagos.

Los modelos tradicionales que, según las características de las carteras, calculan el riesgo de crédito tanto individual como de portafolio son las siguientes:

- Modelos expertos: En estos modelos la decisión es tomada por algún ejecutivo con base a su experiencia, esta persona emite un juicio subjetivo en el cual pondera los factores de riesgo que considera importantes, entre los que podrían ser:
 1. Reputación del Acreditado
 2. Razón de Capitalización
 3. Capacidad de Ahorro
 4. Seniority
- Modelos de Calificación: La cual es usada principalmente para crear reservas de sus préstamos.
- Modelos de Credit Scoring: Este modelo se puede identificar implícitamente en todos los modelos de análisis de crédito y basi-

⁷S&P (2004): *Mexico Default Study 2004*

camente su función es pre-identificar los factores de riesgo que pueden originar el incumplimiento del acreditado.

- Riesgo de Cartera: Al realizar el análisis del riesgo de portafolio se deben de tomar en cuenta los agregados de crédito los cuales dependerán de la naturaleza de cada cartera. Para hacer la estimación de la pérdida agregada se deberá considerar la composición, la concentración y la correlación que pudiera existir entre los distintos créditos, ya que, lo que nos interesa analizar en el riesgo de cartera no es que incumpla un acreditado, sino que incumplan muchos a la vez o en un periodo de tiempo muy corto.

Estos modelos analizan la relación que pudiera existir entre los acreditados y las consecuencias que se podría tener en una cartera por la falta de homogeneidad entre el tamaño de sus exposiciones o la alta concentración de la cartera por sectores, regiones o por los agregados que pudieran resultar de interés.

Algunos aspectos importantes que se deben de considerar en la estimación del Riesgo de Cartera son:

1. La correlación hace referencia a la asociación entre la calidad del crédito y su probabilidad de incumplimiento con respecto a la calidad y la probabilidad de otro crédito.
2. La concentración del riesgo, la cual es la contribución marginal de cada activo en el riesgo total de la cartera.
3. La probabilidad de incumplimiento la cual está asociada a la incertidumbre ante la Institución, individuo, etc. en la habilidad

de esta para hacer frente a sus obligaciones una vez que las ha contraído.

1.4. Pérdida Esperada y No Esperada

La medición del riesgo de crédito ya sea individual como de cartera pretende medir el nivel de pérdida de capital derivada del costo por la tenencia de activos crediticios: créditos hipotecarios, al consumo y préstamos. A esto se le conoce como pérdida esperada la cual se obtiene a través de una distribución de probabilidad al igual que la pérdida no esperada.

Enseguida las definiciones formales:

- La Pérdida Esperada es definida como la parte del capital de la Institución que se espera perder dado el deterioro actual de la cartera. Estas pérdidas se determinan de acuerdo a la calidad del acreditado por medio de su calificación. La pérdida esperada está representada por la media de una distribución de probabilidad.
- Las Pérdidas No Esperadas se miden tomando en cuenta la variabilidad de la distribución de pérdidas y se calcula como la diferencia entre las pérdidas esperadas y algún percentil determinado conocido como VaR.

Los insumos indispensables para el cálculo de las pérdidas esperadas son básicamente tres:

- Exposición (E): Monto del capital expuesto por emisora, por línea de negocio o por el agregado de interés.
- Tasa de Recuperación (TR): Porcentaje que representa la recuperación de capital que se tendría en caso del incumplimiento de algún acredi-

tado. Esta tasa de recuperación es determinada según la calidad de la garantía depositada por el deudor.

- Probabilidad de Incumplimiento (PI): Es la frecuencia relativa con la que ocurre el evento de incumplimiento. Determinar este factor es una tarea complicada cuando la cartera es grande ya que no se cuenta en ocasiones con información histórica suficiente de cada acreditado. Sin embargo si la cartera es pequeña se puede recurrir a las agencias calificadoras.

La Pérdida esperada se calcula de acuerdo con la siguiente expresión:

$$PerdidaPotencial = E \times PI \times (1 - TR)$$

Como se puede observar de la información requerida para este cálculo, el único dato que podría ser difícil de obtener para la Institución es la probabilidad de incumplimiento, ya que esta se obtendría con base a la frecuencia del evento en observación, el incumplimiento, el principal problema, como se ha mencionado a lo largo de este documento, es la falta de datos y la poca calidad en la misma para el cálculo de la probabilidad de incumplimiento.

Existen diferentes metodologías para el cálculo de la probabilidad de incumplimiento, entre las más usadas:

- Modelos expertos: Son modelos de inteligencia artificial basados en la experiencia de algunos expertos.
- Técnicas estadísticas de discriminación: Entre estas técnicas destaca el Modelo Z - $Score$ de Altman, basada en la estimación de ponderadores de una función discriminante:

$$Z = 0.717X_1 + 0.847X_2 + 3.107X_3 + 0.420X_4 + 0.998X_5$$

En donde:

$$X_1 = \text{CapitaldeTrabajo}/\text{ActivosTotales}$$

$$X_2 = \text{GananciasRetenidas}/\text{ActivosTotales}$$

$$X_3 = \text{GananciasAntesdeIntereseseImpuestos}/\text{ActivosTotales}$$

$$X_4 = \text{ValordeMercadodelasAcciones}/\text{ActivosTotales}$$

$$X_5 = \text{Ventas}/\text{ActivosTotales}$$

La distribución de la calificación Z es Normal y el promedio para empresas sanas es de 4.14 y el de las empresas en banca rota es de 0.15

- Modelo de Tasa de Mortalidad: Se basa en el cálculo de la tasa de mortalidad tomando una muestra histórica de bonos corporativos ranqueados por empresas calificadoras de forma anual y acumulada dada la calificación original. Esto es la razón de los acreditados que incumplieron respecto a los cumplieron.

1.5. Riesgo de Crédito por Préstamos

Dado que la cartera teórica que se tomó para ejemplificar el funcionamiento del modelo propuesto es de préstamos se explicará en esta sección los modelos utilizados comunmente para la medición del riesgo de crédito para la naturaleza de este tipo de carteras.

El objetivo principal de los modelos de Riesgo de Crédito por Préstamos es el de estimar las Pérdidas Esperadas y Las Pérdidas No Esperadas derivadas de los cambios en la calidad de los créditos en el tiempo.

Para realizar la estimación de las Pérdidas Esperadas y las Pérdidas No Esperadas es necesario analizar el tipo de crédito del que se trate y hacer

una separación del mismo, esta separación será en función de la información con la que se cuente.

De acuerdo a la disponibilidad de información se clasificarán los créditos en: Créditos Tipo I y Créditos Tipo II.

- **Créditos Tipo I:** Créditos en los que se puede predecir su comportamiento en función al seguimiento de variables relevantes(PIB, Análisis Fundamental,etc.). Uno de los modelos más utilizados para estimar las Pérdidas Esperadas y No Esperadas de este tipo de carteras es CreditMetrics propuesto por JPMorgan el cual plantea la posibilidad de estimar una matriz de correlaciones considerando las características individuales de los créditos.
- **Créditos Tipo II:** Créditos en los que se carece de elementos para predecir su comportamiento, tal es el caso de las carteras de créditos al consumo o las carteras de créditos hipotecarios. Los modelos propuestos para este tipo de carteras son básicamente modelos actuariales en donde se pretende encontrar la Distribución de Pérdidas con base a modelos de Simulación.

Los modelos para medir el riesgo de crédito deben considerar la estimación de:

- Pérdidas Esperadas
- Pérdidas No Esperadas
- Valor en Riesgo
- Escenario de Estrés

- Niveles de Concentración

El monitoréo de los datos anteriores ayudará a una correcta administración de cartera.

Para elegir el modelo más adecuado se debe de tomar en cuenta el tipo de crédito y la información con la que se cuenta.

Capítulo 2

Banco Internacional de Pagos

Históricamente el sistema financiero ha sido objeto de regulación internacional a partir de los llamados Acuerdos de Capital de Basilea promulgados por el comité de Basilea, creado en 1975 por los países del G-10 con la intención de coordinar la supervisión de los bancos activos internacionalmente y, formado por representantes de los bancos centrales de países como Estados Unidos, Canadá, Japón, Reino Unido, Alemania, Francia, Italia, Bélgica, Holanda, Luxemburgo, Suecia, Suiza y España (desde enero 2001). Dicha regulación es aplicada no solamente a los países miembros, sino a países industrializados, y organismos multilaterales como el Fondo Monetario Internacional (FMI) y el Banco Mundial (BM), habiendo pasado del Acuerdo de 1988, conocido como BIS-I a la actual propuesta, BIS-II¹.

El Acuerdo de Capital de Basilea de 1988, por el que las entidades debían tener en todo momento un coeficiente de solvencia superior al 8% calculado

¹Dr. Mariano González Sánchez: *Análisis del Nuevo Acuerdo de Capitales de Basilea*

como coeficiente entre los recursos propios de la entidad y sus activos de balance, más alguno fuera de balance, ponderados por una medida aproximada del riesgo de cada contrapartida, fué criticado por inducir a ciertas anomalías para el sistema financiero ya que:

- No permitía ahorro de recursos como consecuencia de políticas activas conducentes a la diversificación de riesgos, ni de acuerdos o contratos de mitigación, como los derivados de crédito.
- Permitía el arbitraje regulatorio en la gestión de carteras de activo, en lugar de buscar una gestión óptima del riesgo.
- Era un enfoque tradicional, al evaluar el riesgo de una entidad tan solo en función del tamaño de su balance.
- Presentaba un escaso número de categorías de riesgo a ponderar, así por ejemplo, suponía que todas las corporaciones, con independencia de su calificación crediticia, tuviesen la misma ponderación de riesgo.
- No estimaba el riesgo de crédito en función del plazo o estructura temporal del mismo.

Como consecuencia de todo esto, en 1999 se presentó el primer borrador del Nuevo Acuerdo de Capital (BIS–II) que recibió distintas propuestas de cambio y modificaciones hasta llegar a la versión actual².

Es importante señalar que los países en emergentes mediante organismos reguladores como lo son Bancos Centrales han realizado un esfuerzo

²Comité de Supervisión Bancaria de Basilea: *Aplicación de Basilea II: Aspectos Prácticos*

importante al incluir, paulatinamente, dentro de su normatividad el Nuevo Acuerdo de Capital (BIS-II).

Para el presente trabajo y en general para el estudio del tema, una de las definiciones más importantes es la de default, el cual tiene lugar cuando se produce al menos uno de los hechos siguientes:

- El deudor no pague la totalidad de sus obligaciones frente a la entidad de crédito, sin que esta tenga recurso alguno para realizar protecciones.
- El deudor se halle en una situación de mora durante más de 90 días con respecto a cualquiera de sus obligaciones.

La estimación del riesgo, se puede realizar mediante dos posibles métodos, el estandar, que establece ponderaciones fijas por exposición asumida para cada una de las categorías y el fundado en la calificación interna, realizado a través de las estimaciones particulares de cada entidad para los diferentes componentes del riesgo de crédito.

2.1. Aproximación Estándar

Este método consiste en aplicar una serie de coeficientes sobre las exposiciones en función de su clasificación. Esta última puede ser de dos formas:

- Acogerse a las ponderaciones sobre activos propuesta por BIS dentro de la norma.
- Aplicar las obtenidas de las agencias calificadoras.

2.2. Aproximación mediante Ratings internos

A efectos del tratamiento dentro de los métodos internos, la cartera de activos puede dividirse en 6 categorías:

1. Empresas
2. Gubernamentales
3. Bancos y Sociedades de Inversión
4. Minoristas³
5. Acciones
6. Derechos de cobro que no provengan de ninguno de los anteriores

Para la estimación del riesgo de crédito mediante métodos internos, hay que considerar los tres elementos básicos del mismo:

- Componentes de riesgo, o factores para determinarlo:
 1. **Probabilidad de default.**- Probabilidad de que la contraparte del activo incumpla.
 2. **Loss Given Default.**- Tasa de default esperada en caso de que se produzca el evento de impago, es decir, la parte no recuperada del activo.
 3. **Exposición al Riesgo de Crédito.**- Valor esperado del activo al momento del default.
 4. **Vencimiento de la exposición**

³En esta categoría se encuentran préstamos hipotecarios ó tarjetas de crédito.

- **Ponderación.-** Transformación de los componentes anteriores en el activo ponderado, y por lo tanto, en el capital exigido.
- **Requerimientos Mínimos.-** Capital mínimo exigido (8 por ciento de la cuantía resultante del apartado anterior).

2.3. Modelo Implícito en BIS para la estimación del riesgo de crédito

El Banco Internacional de Pagos se apoya en el método de Merton, en que la insolvencia está en función a que el valor de los activos no caiga por debajo de una determinada barrera. Uno de los problemas de este modelo es que se necesita conocer el valor a mercado de los activos o en su defecto el de las acciones de las empresas las cuales dan una idea acerca del valor de las mismas, y, dado que esto no siempre es posible, BIS ha optado por adecuar este modelo basado en factores sistemáticos⁴.

Esta estructura consiste en que la probabilidad incondicional de fallo de una contraparte es la probabilidad de que, antes de finalizar el horizonte de tiempo dado, la contraparte estimada con las observaciones existentes falle. Por otro lado, la probabilidad condicional de fallo será la probabilidad de que tenga lugar dicho evento conocido el valor de un determinado factor de riesgo sistemático.

Para que el modelo funcione se deben de cumplir determinadas condiciones:

- Las carteras deberán estar compuestas por un número de contrapartes que tienden al infinito y en las que la exposición con cada una de estas

⁴VARIABLES macroeconómicas.

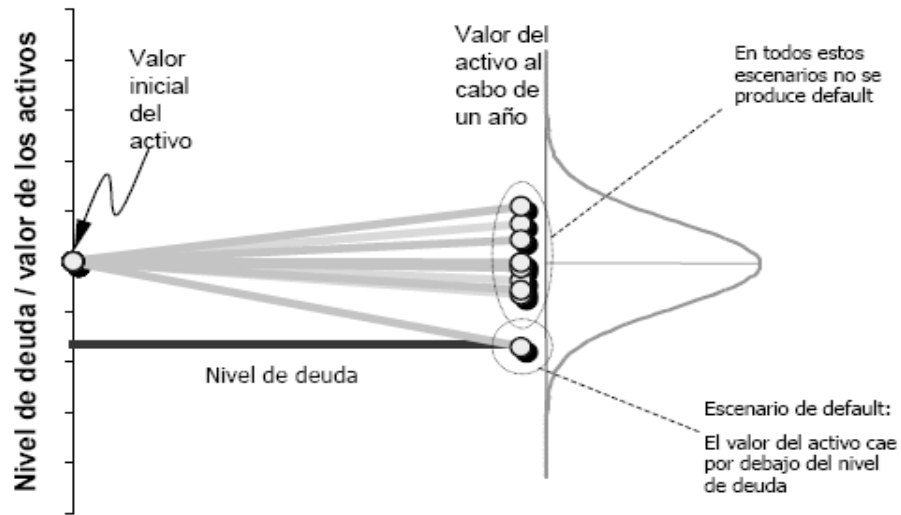


Figura 2.1: Modelo de Crédito de Merton

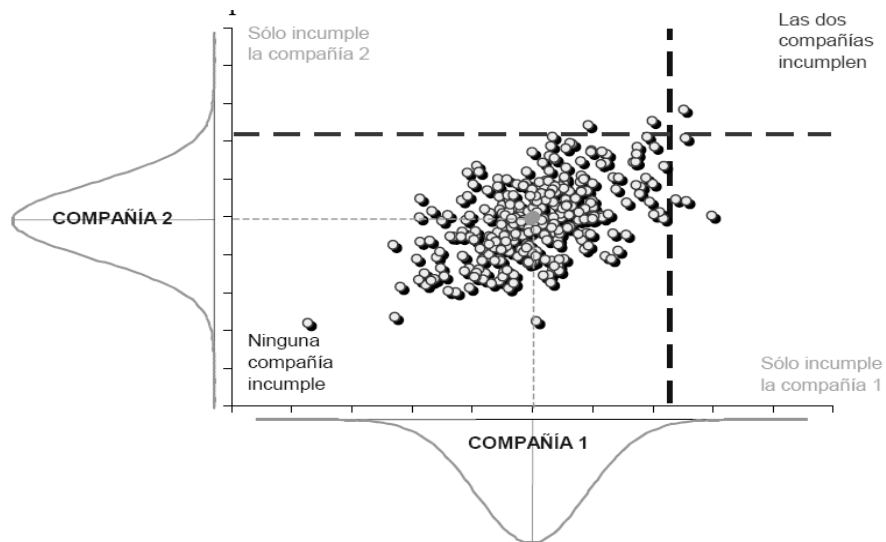


Figura 2.2: Modelo de Crédito de Merton para dos emisoras

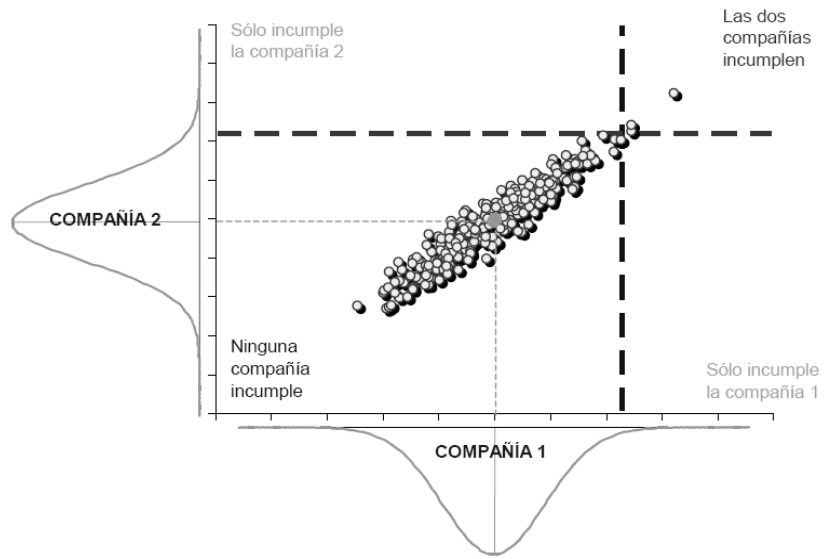


Figura 2.3: Modelo de Crédito de Merton para dos emisoras y la correlación entre sus activos de las compañías

es insignificante respecto al total.

- Existe un único factor que recoge el riesgo sistemático para todas las contrapartes.

Es fácil visualizar el método de Merton para dos compañías (Figura 2.2). Es muy importante determinar la correlación que existe entre los activos de las diferentes contrapartes dentro de una cartera de crédito, ya que, cuanto mayor es la correlación entre los activos de las compañías, mayor es la probabilidad de default en conjunto y por lo tanto es mayor la correlación entre los defaults (Figura 2.3)

Capítulo 3

Modelación del Riesgo de Crédito

En la práctica y la literatura existen una variedad importante de modelos para la medición del Riesgo de Crédito, en la mayoría de ellos se utiliza la parte cualitativa y cuantitativa, lo que varía significativamente en la selección de la metodología es con que información se cuenta. Por su naturaleza de intermediación los bancos e instituciones financieras de tamaño considerable pueden utilizar modelos sofisticados que requieran un mayor conocimiento de la estructura del portafolio, y que puedan asignar importantes recursos económicos y humanos para obtenerla.

Los modelos que se han desarrollado hasta el momento se pueden clasificar en dos rubros: unos orientados a la medición de riesgo de crédito en modo de incumplimiento o default y otros orientados a la medición del riesgo por medio de la valuación a mercado de la cartera de crédito. Con este tipo de modelos se tratan de medir las pérdidas debidas únicamente a incumplimiento de deudores. Los segundos son los conocidos como modelos de

valuación a mercado, los cuales consideran el cambio en el valor del portafolio por deterioro en su calidad, o sea, los cambios en la calificación, además de tomar en cuenta las pérdidas originadas por incumplimiento de los deudores. Estos modelos tienen como única diferencia el marco metodológico que utilizan para estimar la Distribución de Probabilidad de Pérdidas y Ganancias Crediticias.

Dentro de los modelos existentes, los modelos paramétricos ofrecen una gran abstracción y entendimiento de los problemas reales e intentan modelar las variables relevantes que intervienen y sus efectos. Estos, establecen las bases para la definición de los modelos estadísticos o probabilísticos, por su lado, los modelos estadísticos tienen la desventaja de que es necesario ir construyendo la historia necesaria para poder aplicarse.

La experiencia de los modelos paramétricos en su aplicación práctica en la banca es que han mostrado ser más predictivos que los modelos estadísticos ¹.

En las siguientes secciones se expondrán las características más importantes de los modelos más utilizados actualmente, y se podrá determinar las diferencias más significativas entre estos para la obtención de la distribución de pérdidas.

3.1. CreditMetrics

Esta metodología fué introducida en 1997 por J.P. Morgan como un Valor en Riesgo (VaR) aplicado a carteras de crédito en donde se encuentran

¹Fernando del Olmo: *Diplomado Riesgos* 1995 ITAM

activos no negociables como préstamos o bonos privados ².

CreditMetrics es una poderosa herramienta para determinar el riesgo de un portafolio debido a fluctuaciones en el valor de la deuda por cambios en la calidad crediticia del deudor. Se incluyen cambios en el valor, no solo por los posibles eventos de incumplimiento, también por alzas y bajas en la calidad crediticia. Es decir, se calcula el Valor en Riesgo además de las pérdidas esperadas.

Creditmetrics calcula el riesgo de crédito en el contexto completo de portafolio, tomando en cuenta la correlación existente entre la calidad de los créditos y los deudores. La calidad de estos créditos puede variar de acuerdo a su situación geográfica, su sector o rama, etc. Todo depende de la cantidad y calidad de la información que se emplea para realizar el cálculo.

Es necesario comprender las diferencias existentes entre los modelos de cartera y los modelos que unicamente miden la calidad de los créditos a nivel individual de los obligados. Entre estos modelos se encuentran los de credit scoring y los de pérdida por default o pedidas esperadas. El primero es utilizado para calificar a los posibles acreditados y así otorgar o no el crédito solicitado. El segundo es utilizado principalmente para calcular el capital requerido. Sin embargo no proporcionan información suficiente para medir el riesgo total del portafolio. Los modelos de cartera capturan la *granularidad* y la *concentración* del portafolio de crédito.

Los modelos de cartera deben medir y cuantificar los siguientes efectos:

- **Granularidad:** Homogeneidad en el tamaño de las posiciones. Esto significa que si entre las posiciones de la cartera una es de tamaño

²Anthony Saunders: *Credit Risk Measurement (New Approaches to VaR and Others Paradigms)*

superior, esta aportará más riesgo en el portafolio que el resto.

- **Concentración:** Proporción de posiciones en un mismo sector, rama, región geográfica, etc. Lo que significa que si hay concentración se corre el riesgo de tener incumplimientos simultáneos debido a la correlación existente entre los deudores.
- **Calidad Crediticia:** Probabilidad de incumplimiento por calificación. Esto quiere decir que un deudor o instrumento con una calificación mayor representa menos riesgo que uno con calificación menor.

El mejor entendimiento sobre la cartera de crédito nos permitirá detectar la concentración y granularidad de estas, esto nos podría ayudar a realizar una mejor diversificación. Es importante señalar que para cualquier modelo que estime el riesgo de crédito de cartera es fundamental el poder atrapar estas dos importantes características.

El horizonte de análisis del modelo fluctúa desde un mediano plazo (3 meses) hasta un largo plazo (varios años). Para llevar a cabo esta tarea se deberá observar la probabilidad de que un crédito migre de su calificación actual a otro estado o permanezca en el mismo. La matriz de transición es la herramienta que permite modelar estos cambios de calidad, ya que en ella se plasma la probabilidad de migración de calidad de los créditos de una cartera. De igual forma esta matriz de transición da la posibilidad de generar escenarios de estrés. Una de las características importantes del modelo CreditMetrics es la posibilidad de crear una matriz de correlaciones entre créditos que considere las características individuales de los créditos.

Una vez que se estiman las correlaciones entre los créditos y combinándolas con las probabilidades de migración de estos (información contenida

en la matriz de transición) se recurre a un modelo de simulación, con el cual se calcula la distribución de pérdidas de los créditos estudiados. Una vez generado un número suficiente de escenarios de calidad para el periodo siguiente, se procede a estimar las pérdidas esperadas del periodo, es decir las pérdidas asociadas al nuevo nivel de calidad de la cartera, de esta forma la diferencia entre estas pérdidas y las pérdidas calculadas en el periodo inicial constituirá la pérdida no esperada.

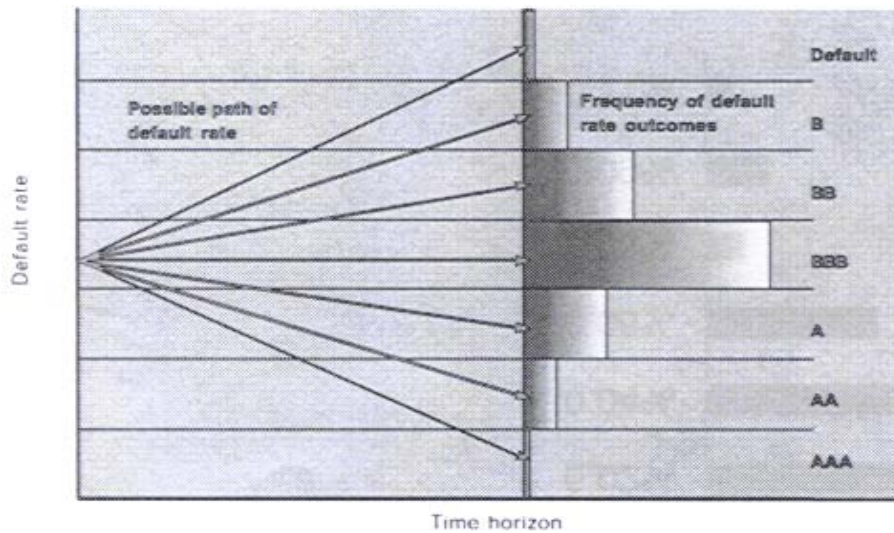


Figura 3.1: Modelo CreditMetrics de J.P.Morgan

En resumen CreditMetrics se puede describir como un modelo de cartera para la medición del riesgo por cambios de valor causados por migraciones en la calidad crediticia de los deudores. Además CreditMetrics incorpora en el análisis tanto eventos de incumplimiento como mejoras y deterioros en la calidad crediticia. Esto permite medir el beneficio de diversificación o la concentración del riesgo en la cartera. CreditMetrics mide el riesgo de crédito basándose en estadística descriptiva como la pérdida esperada y el

VaR³.

3.2. Técnicas Actuariales y el Modelo CreditRisk+

3.2.1. Técnicas Actuariales

La carencia de información de los acreditados y los factores impredecibles son causa de incertidumbre para las instituciones financieras, esta incertidumbre tiene un impacto directo sobre dichas instituciones. El análisis de factores cuyo comportamiento es impredecible es posible con diversas herramientas estadísticas, lo cual ha dado lugar, sobre todo en las compañías de seguros, a la teoría del riesgo. Una de las aplicaciones tradicionales de la teoría del riesgo es la de encontrar la distribución de probabilidad de pérdidas originada por los instrumentos financieros adquiridos por un conjunto de individuos.⁴

Recientemente se ha explotado esta herramienta en las instituciones bancarias debido a la similitud existente en la principal fuente de riesgo que las instituciones bancarias enfrentan, el riesgo de crédito. Esta similitud radica en que no se puede predecir el momento en que se va a presentar el quebranto de algún crédito así como no se puede predecir el monto del siniestro. En ambos casos se prevee la siniestralidad de sus carteras para determinar las reservas que deben de crearse.

Los eventos impredecibles que se presentan en una cartera de préstamos como el momento en el que se presenta el siniestro y el monto del mismo pueden ser modelados por una distribución de pérdidas que nos puede ayudar a cuantificar el fenómeno.

³Alan Elizondo: *Medición Integral del Riesgo de Crédito*

⁴idem

3.2.2. Distribución de Pérdidas

La distribución de pérdidas nos proporciona una estimación de las pérdidas que podría tener una institución en su cartera de préstamos tomando en cuenta los efectos de concentración y granularidad. Estas distribuciones nos permiten conocer medidas que se conocen como Valor en Riesgo (VaR)⁵.

La teoría del riesgo, desarrollada por actuarios ha sido usada en la actualidad para construir la distribución de pérdidas.

3.2.3. La Teoría del Riesgo

La necesidad de las empresas aseguradoras de realizar cálculos de primas, reservas, etc. dio origen a las matemáticas actuariales, con las cuales se realizaban estos cálculos basados únicamente en valores esperados, tomando tasas fijas y tablas de decrementos que expresaban las probabilidades de muerte o sobrevivencia. Sin embargo estos cálculos no capturaban las fluctuaciones de los factores que afectaban directamente a las empresas aseguradoras, por lo que surgieron una serie de estudios a los que se les denominaron teoría del riesgo.

Como se comentó anteriormente la similitud de los factores de riesgo de las empresas aseguradoras y de las instituciones de crédito han obligado a estas últimas a emplear la teoría del riesgo como una mejor opción ante los modelos que clasificaban los créditos entre buenos y malos, ya que con dichos modelos para determinar la calidad de un crédito bastaba con obtener datos promedios y mediante la aplicación de probabilidades de incumplimiento junto con el monto del siniestro se clasificaba un crédito como bueno o

⁵Medida de las pérdidas potenciales de una cartera en un horizonte de tiempo a un nivel de confianza dado.

malo, y dado que la calidad de un crédito es variable, el modelo utilizado con anterioridad resultaba ineficiente para determinar las posibles pérdidas, principalmente las pérdidas no esperadas.

Existe la teoría del riesgo individual y colectiva:

- **La Teoría del Riesgo Individual** modela a cada individuo como una entidad independiente, esto permite conocer una característica individual con lo que se agregará a un grupo de individuos con patrones similares para obtener resultados conjuntos. Si lo observamos en el contexto de Riesgo de Crédito, existen dos resultados de un crédito otorgado:

1. El acreditado liquida el monto pactado.
2. El acreditado se declara insolvente y no paga la totalidad del monto pactado.

La institución sufre una pérdida solo en el resultado número dos. Y aunque la institución no pueda saber de antemano que resultado obtendrá del otorgamiento de un crédito, el análisis de las características del acreditado suele llevarnos a un buen indicador

- **La Teoría del Riesgo Colectiva** utiliza un modelo probabilístico para estimar las pérdidas totales del grupo sumando exclusivamente los montos de los individuos que cayeron en incumplimiento. Este tipo de modelos se llaman modelos compuestos pues involucran dos procesos aleatorios: el número de incumplimientos y la severidad de las pérdidas

Al realizar un análisis de riesgo de crédito lo más importante es conocer el comportamiento de la cartera en su totalidad y poder capturar el efecto

de granularidad y la evolución conjunta de los créditos. Es por lo que se busca la distribución de probabilidad que indique las pérdidas potenciales que podrían sufrir las carteras de crédito.

Existen varios métodos para encontrar la distribución probabilística de pérdidas, las más comunes son: convoluciones, generadora de momentos, procesos de Poisson y la aproximación normal. Estos son los métodos más utilizados para generar la distribución de pérdidas, sin embargo estos métodos tienen ciertas deficiencias, ya que para dar una buena aproximación, estos requieren que las carteras cumplan con características específicas.

Sabemos que no existe una medida estandar⁶ para estimar el riesgo de crédito, pero hay modelos que se ajustan mejor a las condiciones reales y que pueden ser aplicables a las carteras de crédito sin la restricción de supuestos como los de la aproximación normal, es decir, son modelos no normales.

Algunos supuestos importantes en los modelos actuariales son:

- Las pérdidas de cada crédito son independientes
- Impiden la entrada y salida de algún crédito en el periodo analizado

La distribución de pérdidas del portafolio, en donde cada crédito tiene su monto y probabilidad de incumplimiento, puede ser encontrada por medio de diferentes métodos:

- Convoluciones
- Función Generadora de Momentos
- Aproximación Normal

⁶Como la medida VaR para estimar los riesgos de mercado.

Uno de los métodos más utilizados, si no es que el más utilizado, es el de aproximar la distribución de pérdidas por medio de una distribución normal.

3.2.4. CreditRisk+

En diciembre de 1996 Credit Suisse Group (CSG) introdujo al mercado el modelo CreditRisk+, el cual es un modelo estadístico de riesgo de crédito por default, el cual no hace supuestos sobre las causas del default.

El modelo desarrollado por Credit Suisse Group (CreditRisk+) es contrastante con el modelo de J.P. Morgan (CreditMetrics) en cuanto a los objetivos y a los fundamentos teóricos. CreditMetrics busca estimar el VaR completo de un crédito o de una cartera de créditos monitoreando las alzas y las bajas en la calificación crediticia de los deudores así como los efectos ocasionados por los spreads en las tasas de descuento.

CreditRisk+ toma los spreads como parte del riesgo de mercado más que como parte de riesgo de crédito, esto da como resultado, en cualquier periodo, solo dos estados de la naturaleza: default o no default. Entonces el punto principal que trata de medir el modelo son las pérdidas esperadas y las no esperadas más que el valor esperado y no esperado de los cambios en el valor (VaR) como CreditMetrics.

Otra diferencia importante entre estos modelos es que, en CreditMetrics la probabilidad de default para cualquier año es discreta, mientras que en CreditRisk+, los defaults son modelados como una variable continua con una distribución de probabilidad. Este tipo de modelos actuariales son utilizados en las instituciones de seguros para modelar eventos impredecibles⁷.

Bajo el modelo CreditRisk+ cada crédito o préstamo individual tiene

⁷Anthony Saunders: *Credit Risk Measurement*

una probabilidad de incumplimiento independiente de los otros créditos de la cartera. Este supuesto hace que la distribución de defaults de un portafolio de créditos sea aproximada a una distribución Poisson.

La tasa de default es incierta, y es solo una variable modelada por CreditRisk+. La segunda variable incierta es la severidad de las pérdidas generadas por estos defaults.

Estas dos variables, frecuencia de defaults y la severidad de las pérdidas, son variables inciertas que generan la distribución de pérdidas por banda de exposición. Acumulando estas pérdidas a través de las bandas de exposición producen una distribución de pérdidas para el portafolio.

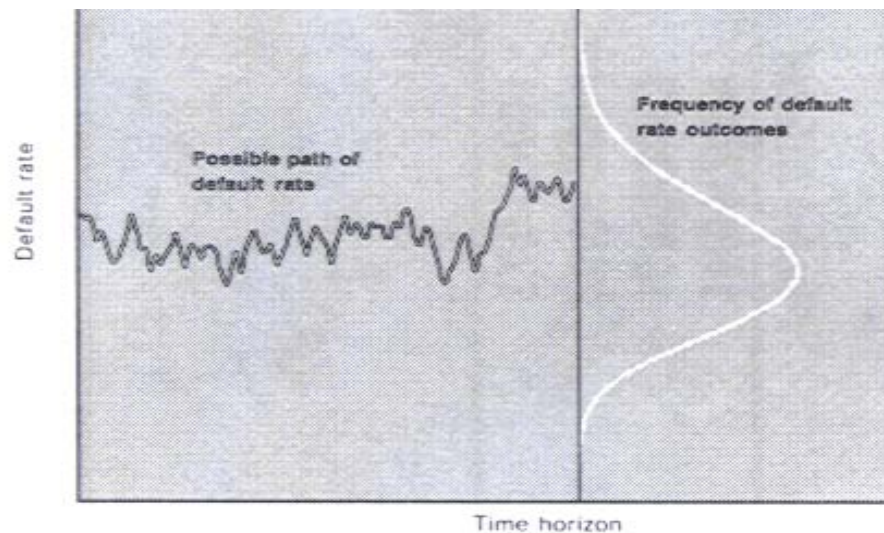


Figura 3.2: Modelo CreditRisk+ de Credit Suisse Group

La función de pérdidas es absolutamente simétrica y se aproxima a una distribución normal. No obstante según lo discutido por CSG, las tasas de default y las tasas de pérdida tienden a presentar el problema de las *colas pesadas*. Específicamente, la distribución de Poisson implica que la tasa me-

dia de default de un portafolio de créditos debería ser igual a su varianza. Sin embargo esto no se cumple cuando se trata de créditos de baja calidad crediticia. Al tener este problema la pregunta es que grado adicional de incertidumbre nos puede explicar las varianzas más altas en las distribuciones de pérdida observadas.

La incertidumbre adicional modelada por CSG es que la tasa media de default que puede variar es debido a coyunturas estacionales o de acuerdo a los ciclos económicos. Entonces el modelo extendido de CSG modela tres variables inciertas:

1. La incertidumbre de la tasa de default alrededor de cualquier otra tasa media de default dada.
2. La incertidumbre acerca de la severidad de las pérdidas ocasionadas por los defaults.
3. La incertidumbre acerca de la tasa media de default (modelada como una distribución gamma por CSG).

Modelada apropiadamente, una distribución de pérdidas se puede generar con las pérdidas esperadas y las pérdidas no esperadas, que son las que provocan las *colas pesadas* al haber una mayor frecuencia de pérdidas no esperadas. Esto ayuda a calcular el capital mínimo de garantía. Se debe de tener en cuenta que este capital económico no es lo mismo que el VaR como lo establece el modelo CreditMetrics que en base a los movimientos en las calificaciones de los créditos afecta el valor de los mismos.

En contraste CreditRisk+ no toma en cuenta las migraciones en la calidad del crédito por lo que el requerimiento de capital bajo el modelo de CSG es más cercano a una medida de capital basada en el valor en libros

que una medida de capital económico basada en una valuación a mercado completa.

Capítulo 4

Modelo Propuesto

En los capítulos anteriores se han descrito los modelos y las técnicas utilizadas para la medición del riesgo de crédito y como se mencionó, la diferencia entre estas metodologías es la forma en la que calculan la distribución de pérdidas. La razón, en muchas ocasiones, es por falta de información o la dificultad que representa recopilar la misma.

Si se cuenta con información de los créditos completa será más sencillo tener acceso a modelos sofisticados con los que se podría realizar una administración del riesgo de crédito más detallada y con la posibilidad de análisis mucho más profundo de los diversos factores que pudieran afectar a un crédito, a nivel individual y de la cartera en su conjunto.

Para seleccionar el modelo más adecuado es necesario saber con que información se cuenta para cada uno de los créditos otorgados por una institución. Es parte fundamental contar con la información que refleje una buena medición de las variables que se consideran en los diferentes modelos. Es por esto que en primera instancia hay que poner énfasis en la información y no tanto en la complejidad de la metodología.

Todas las metodologías tienen diferentes supuestos y características, en cuanto a la distribución, información requerida, distintas restricciones y métodos de calibración. Pero, aunque existan estas diferencias, si la información introducida es consistente, seguramente se obtendrán resultados similares (consistentes).

En el presente documento se propone una metodología basada en simulaciones bajo la distribución lambda generalizada sobre una cartera teórica de préstamos con la finalidad de obtener la estimación de las pérdidas esperadas y no esperadas.

Las pérdidas esperadas y no esperadas se estiman mediante una distribución de pérdidas donde cada crédito tiene su propio monto y probabilidad de incumplimiento que no son necesariamente iguales.

Aunque existen diversos métodos de teoría del riesgo individual como las covoluciones o la aproximación normal, han mostrado tener algunas limitantes, hablando de la distribución normal daremos las siguientes:

1. El uso de la distribución normal supone que la distribución de pérdidas es simétrica, cuando sabemos que es sesgada debido a que existen créditos con montos superiores a la media los cuales provocan pérdidas superiores a las esperadas. Los modelos que suponen normalidad¹ tienden a subestimar el riesgo pues este se encuentra alrededor de la media.
2. Si existen correlaciones entre los acreditados sería muy complicado obtenerlas, ya que se requeriría de información detallada y de supuestos adicionales basados, en la mayoría de los casos, en opiniones expertas.

¹JP Morgan: *CreditMetrics*

Estos problemas pretenden solucionarse mediante el uso de la teoría del riesgo colectiva, la cual a diferencia de la teoría del riesgo individual usa un modelo probabilístico para estimar las pérdidas totales del grupo sumando exclusivamente los montos de los individuos que generaron pérdida. Estos procesos son llamados Procesos Compuestos, ya que involucran dos procesos aleatorios: el proceso de número de incumplimientos y el proceso del monto de las pérdidas. Un proceso sumamente utilizado es el Proceso de Poisson Compuesto, el cual supone que el número de incumplimientos se distribuye con una función de probabilidad Poisson.

Comunmente se utiliza la distribución de Poisson, ya que bajo el supuesto de independencia entre acreditados el número de incumplimientos tiene una distribución binomial, misma que puede aproximarse mediante una distribución Poisson. Además esta distribución consta de un solo parámetro λ y no del número de créditos ni de las probabilidades de incumplimientos individuales. En el contexto de riesgo de crédito λ representa el número esperado de incumplimientos de la cartera en el periodo.

4.1. Modelo Generalizado de Simulación

En un mundo normal, la desviación estandar de los rendimientos de un portafolio es una buena medida de riesgo, y los portafolios óptimos son los que generan mejores perfiles de media–varianza. Sin embargo, las distribuciones de pérdida para una cartera de crédito generalmente distan mucho de la distribución normal, ya que la distribución de pérdidas para este tipo de carteras está fuertemente sesgada y tiende a tener *colas pesadas*.

Este modelo no es restringido por supuestos de normalidad (Aproximación Normal) y no se limita a un solo parámetro (Aproximación Poi-

sson). Una de las ventajas adicionales de este modelo es que sigue siendo muy económico en cuanto a información requerida y en cuanto a requerimiento de recursos computacionales, tiene un alto grado de aproximación, lo cual nos dice que, aunque se cuente con muy poca información el modelo arroja resultados confiables.

El modelo que se propone está basado en procesos no normales de simulación de MonteCarlo, en los cuales se respetan los supuestos de sesgo y kurtosis.

La idea es utilizar alguna otra distribución que genere una buena aproximación con la flexibilidad necesaria para aceptar distintos coeficientes tanto de sesgo como de kurtosis. Ramberg (Catedrático de la Universidad de Iowa) demostró que el más amplio rango puede ser obtenido por la distribución beta, pero esta distribución tiene gran dificultad para implementarse en una Simulación por la complejidad de su función de densidad. Sin embargo Ramberg notó que se podría utilizar la forma generalizada de la distribución lambda.

Esta distribución es fácil de usar para simulación, pues su función de distribución inversa tiene una forma simple de representación con cuatro parámetros ajustables.

$$(\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3, \lambda_4)$$

Donde:

1. λ_1 Es un parámetro de localización
2. λ_2 Es un parámetro de escala
3. λ_3 Es un parámetro de forma
4. λ_4 Es un parámetro de forma

4.1.1. Distribución Lambda Generalizada

La Distribución Lambda Generalizada, propuesta originalmente por Ramberg y Schmeiser en 1974, es una generalización de la familia de cuatro parámetros ($\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3, \lambda_4$) de Tukey (Catedrático de la Universidad de Princeton) la cual ha sido empleada para un gran número de aplicaciones.

La Distribución Lambda Generalizada ofrece a los administradores de riesgo una gran flexibilidad al modelar un amplia gama de datos financieros. Es una herramienta muy flexible, donde la obtención de los parámetros adecuados es una tarea detallada².

El metodo inicial, y el que continúa siendo muy utilizado para la estimación de los parámetros de la Distribución Lambda Generalizada está basado en la obtención de los primeros cuatro momentos de los datos empíricos. Esto se debe en parte, a la disponibilidad de las tablas que proporcionan valores de los parámetros para niveles dados de sesgo y kurtosis. Sin embargo, diferentes valores de los parámetros pueden dar lugar a los mismos momentos y, mientras los parámetros estén tabulados en las tablas se pueden obtener buenas aproximaciones a los primeros cuatro momentos.

²Edward J. Dudewicz and Zaven A. Karian: *The Extended Generalized Lambda Distribution*

La Distribución Lambda Generalizada $(\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3, \lambda_4)$ es definida por su función de distribución inversa:

$$F^{-1} = \lambda_1 + \frac{y^{\lambda_3} - (1-y)^{\lambda_4}}{\lambda_2}$$

en donde $0 \leq y \leq 1$. Esta representación de F^{-1} es particularmente conveniente para estudios de simulación en donde se desea generar espacios aleatorios.

En un inicio, y aún sigue siendo, el método más usado de aproximación para estimar los parámetros de la Distribución Lambda Generalizada, está basado en empatar los primeros cuatro momentos de los datos teóricos. Como se mencionó con anterioridad debido a la disponibilidad de tablas que proporcionan valores de los parámetros ante diversos niveles de sesgo y kurtosis.

Los momentos, $\hat{\alpha}_1, \hat{\alpha}_2, \hat{\alpha}_3, \hat{\alpha}_4$ (media, varianza, sesgo y kurtosis, respectivamente) pueden leerse y calcularse de la siguiente forma:

$$\hat{\alpha}_1 = \text{Media} = \sum_{i=1}^n \frac{X_i}{n}$$

$$\hat{\alpha}_2 = \text{Varianza} = \sum_{i=1}^n \frac{(X_i - \bar{X})^2}{n}$$

$$\hat{\alpha}_3 = \text{Sesgo} = \sum_{i=1}^n \frac{(X_i - \bar{X})^3}{n\hat{\sigma}^3}$$

$$\hat{\alpha}_4 = \text{Kurtosis} = \sum_{i=1}^n \frac{(X_i - \bar{X})^4}{n\hat{\sigma}^4}$$

Los momentos de la Distribución Lambda Generalizada , $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3, \alpha_4$ están dados por ³

³Edward J. Dudewicz and Zaven A. Karian: *The Extended Generalized Lambda Distribution*

$$\alpha_1 = \mu = \lambda_1 + \frac{A}{\lambda_2}$$

$$\alpha_2 = \sigma^2 = \frac{(B-A^2)}{\lambda_2^2}$$

$$\alpha_3 = \frac{(C-3AB+2A^3)}{(\lambda_2^3\sigma^3)}$$

$$\alpha_4 = \frac{(D-4AC+6A^2B-3A^4)}{(\lambda_2^4\sigma^4)}$$

Donde:

$$A = \frac{1}{(1+\lambda_3)} - \frac{1}{(1+\lambda_4)}$$

$$B = \frac{1}{(1+2\lambda_3)} + \frac{1}{(1+2\lambda_4)} - 2\beta(1 + \lambda_3, 1 + \lambda_4)$$

$$C = \frac{1}{(1+3\lambda_3)} + \frac{1}{(1+3\lambda_4)} - 3\beta(1 + 2\lambda_3, 1 + \lambda_4) + 3\beta(1 + \lambda_3, 2 + \lambda_4)$$

$$D = \frac{1}{(1+4\lambda_3)} + \frac{1}{(1+4\lambda_4)} - 4\beta(1 + 3\lambda_3, 1 + \lambda_4) + 6\beta(1 + 2\lambda_3, 2 + \lambda_4) - 4\beta(1 + \lambda_3, 1 + 3\lambda_4)$$

y $\beta(u, v)$ es una función beta definida por:

$$\beta(u, v) = \int_0^1 x^{u-1}(1-x)^{v-1} dx$$

Un ajuste a la Distribución Lambda Generalizada se obtiene fijando

$$\alpha_i = \hat{\alpha}_i, i = 1, 2, 3, 4$$

y resolviendo estas ecuaciones simultaneamente para $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3, \lambda_4$.

Esta no es una tarea fácil. Por esta razón varios investigadores han dado tablas que proporcionan una solución a la ecuación anterior, con la limitante de que $(\hat{\alpha}_3^2, \hat{\alpha}_4)$ cumplan con algunas condiciones.

Las limitaciones sobre $(\hat{\alpha}_3^2, \hat{\alpha}_4)$ para esta tabla son:

$$1.8(1 + \hat{\alpha}_3^2) \leq \hat{\alpha}_4 \leq 1.8\hat{\alpha}_3^2 + 1.5$$

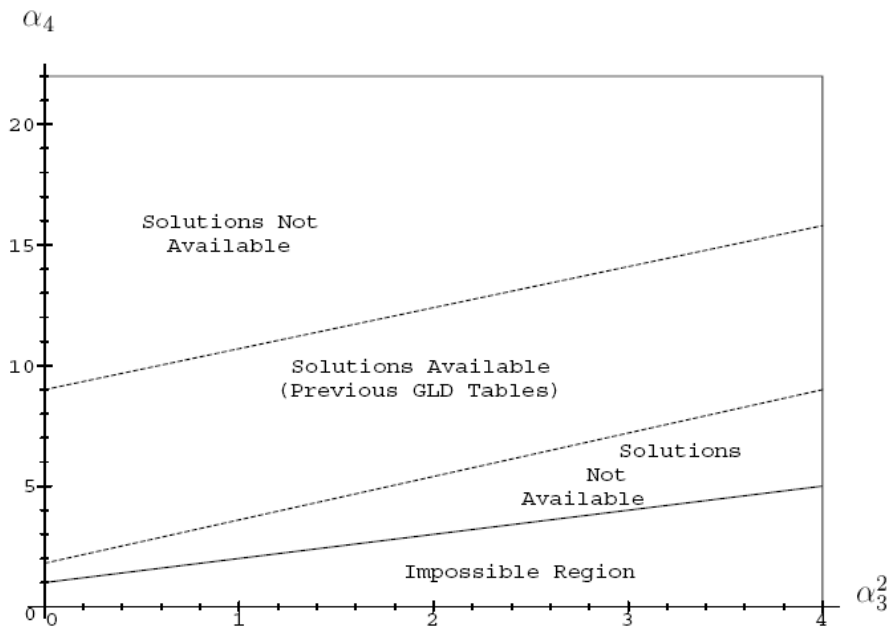


Figura 4.1: La Distribución Lambda Generalizada ha sido restringida a las regiones permitidas del espacio de soluciones de (α_3^2, α_4)

En la siguiente sección se podrá observar el procedimiento para ajustar un conjunto de datos tomados de una cartera de crédito de consumo a la Distribución Lambda Generalizada.

Veremos que con información limitada de la cartera podemos crear una

distribución de pérdidas sin tener las restricciones ni limitantes de la aproximación Normal o de la distribución de Poisson.

4.2. Procedimiento de Cálculo

En esta sección ajustaremos los datos de una cartera de crédito de consumo teórica a una Distribución Lambda Generalizada.

Como lo señalamos en secciones anteriores, las distribuciones Normal y Poisson son utilizadas para modelar este tipo de carteras. Estas distribuciones tienen algunas limitantes, por un lado la aproximación Normal supone simetría y por otro lado la aproximación Poisson tiene únicamente un parámetro λ . Sin embargo la Distribución Lambda Generalizada utiliza cuatro parámetros $(\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3, \lambda_4)$ y respeta los supuestos de asimetría y kurtosis.

Una de las características más importantes de esta distribución es la gran flexibilidad que muestra al incorporar el sesgo y la kurtosis así como la información referente a los acreditados.

La necesidad de este tipo de modelos ha ido aumentando ya que la flexibilización de las garantías para aprobar un crédito, ya sean créditos comerciales, al consumo, hipotecarios y de tipo automotriz, las cuotas de pago y la competencia tan agresiva, han permitido la entrada de nuevos consumidores, todo lo anterior motivado por la creciente demanda de estos activos crediticios.

Todo proceso del cálculo del financiamiento va precedido del cumplimiento de los requisitos que habrán de llenar las personas que deseen solicitar algún tipo de crédito.

Estos son los requisitos mínimos que la mayor parte de las instituciones

financieras, hoy en día, piden sean cumplidos para el otorgamiento del crédito:

- Identificación Oficial
- Comprobante de Domicilio
- Comprobante de Ingresos
- Y en algunos casos aval

Como se puede observar las instituciones que otorgan créditos o préstamos, no cuentan con información suficientemente detallada para determinar las posibles pérdidas que pudieran generarse por incumplimiento por parte de sus acreditados como por las variaciones en los factores de riesgo que pudieran afectar el valor de su portafolio, mediante modelos de medición de riesgo de crédito muy sofisticados, por lo que son utilizadas técnicas actuariales como la que se presenta en este documento. La aproximación Lambda Generalizada, es una herramienta ideal para este tipo de carteras.

Para determinar las posibles pérdidas es necesario estimar el comportamiento de variables que varían aleatoriamente, tales como el momento en que alguno de los acreditados incumpla, el número de incumplimientos que pudieran darse en el periodo de análisis o el importe de cada uno de estos incumplimientos. El interés de las instituciones por conocer el comportamiento de estas variables, radica en la previsión que estas deben hacer en cuanto a reservas y capital para hacer frente a sus obligaciones. Es por lo que se busca ajustar esta información limitada a alguna distribución que pudiera aproximarse a la realidad.

Se tomará una cartera teórica de consumo cuya periodicidad de pagos es semanal. Los incumplimientos son clasificados por grupos de acuerdo al

número de ciclos en mora, es decir, los acreditados que tienen de 0 a 13 semanas, de 14 a 17 semanas y más de 17 semanas en mora en sus pagos.

Este proceso es compuesto ya que involucra dos procesos aleatorios: el proceso de número de incumplimientos y el proceso del monto de las pérdidas para generar la distribución de pérdidas.

Los campos con los que contamos para cada uno de los procesos son los siguientes:

Información de defaults

Defaults	
Mes	Mes del año en el que el acreditado entró en default
0 a 13 Semanas	Semanas de morosidad
14 a 17 Semanas	Semanas de morosidad (Default)
Más de 17 Semanas	Semanas de morosidad (Default)
Total general	Total de defaults por mes

Cuadro 4.1: Campos Defaults

Información de saldos por defaults

Saldos	
Mes	Mes del año en el que el acreditado entró en default
0 a 13 Semanas	Saldo en default por grupo
14 a 17 Semanas	Saldo en default por grupo (Default)
Más de 17 Semanas	Saldo en default por grupo (Default)
Total general	Saldo en default por mes

Cuadro 4.2: Campos Saldos

Antes de comenzar con la modelación debemos recordar las definiciones descritas en el capítulo 3, el default tiene lugar cuando se da una de estas

dos situaciones:

1. El deudor no pague la totalidad de sus obligaciones frente a la entidad de crédito, sin que esta tenga recurso alguno para realizar protecciones.
2. El deudor se halle en una situación de mora durante más de 90 días con respecto a cualquiera de sus obligaciones.

De acuerdo a la definición número 2 tomaremos la columna de 14 a 17 semanas en mora por los acreditados para modelar la siniestralidad de nuestra cartera, ya que son nuestras observaciones en default al día de hoy.

1. Primero debemos tomar el porcentaje que representan los incumplimientos de 14 a 17 semanas en relación al total de defaults ocurridos por mes(Siniestralidad).
2. De los porcentajes mensuales obtenidos anteriormente calculamos los primeros 4 momentos centrales, media, varianza, sesgo y kurtosis definidos de la siguiente forma:

$$\hat{\alpha}_1 = \text{Media} = \sum_{i=1}^n \frac{X_i}{n}$$

$$\hat{\alpha}_2 = \text{Varianza} = \sum_{i=1}^n \frac{(X_i - \bar{X})^2}{n}$$

$$\hat{\alpha}_3 = \text{Sesgo} = \sum_{i=1}^n \frac{(X_i - \bar{X})^3}{n\hat{\sigma}^3}$$

$$\hat{\alpha}_4 = \text{Kurtosis} = \sum_{i=1}^n \frac{(X_i - \bar{X})^4}{n\hat{\sigma}^4}$$

3. Obtener los parámetros $(\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3, \lambda_4)$. Primero se buscan en tablas los valores más cercanos a $|\hat{\alpha}_3|$ y $\hat{\alpha}_4$. La posición de estos valores va a determinar las lambdas correspondientes.

Una de las restricciones es que $\hat{\alpha}_3$ sea mayor a 0, en caso contrario, de las lambdas obtenidas en el paso anterior, deberán ser intercambiadas, es decir, λ_3 por λ_4 además de cambiar el signo de λ_1 .

4. Se ajustan, λ_1 y λ_2 a los dos primeros momentos: $\lambda_1 = \lambda_1 \times \hat{\sigma} + \hat{\alpha}_1$ y $\lambda_2 = \lambda_2 \div \hat{\sigma}$.
5. Se generan números aleatorios, los cuales van a ser afectados por la función de distribución inversa de la Distribución Lambda Generalizada así como por las lambdas antes obtenidas:

$$F^{-1} = \lambda_1 + \frac{y^{\lambda_3} - (1 - y)^{\lambda_4}}{\lambda_2}$$

Los pasos a seguir para modelar el monto por siniestralidad son los mismos

6. Por último, una vez que es calculada la siniestralidad y la severidad de las pérdidas se procede a multiplicar las dos series.

Es así como se obtiene la distribución de pérdidas, que, por medio de un histograma de frecuencias se podrá visualizar.

Capítulo 5

Aplicación del Modelo

5.1. Determinación de la PE y PNE

En este capítulo se obtendrá paso a paso la distribución de pérdidas modelando el número de default y el monto por default.

Se comenzará por modelar el número de defaults.

En la cuadro 1 del Apéndice se muestra el número de defaults por grupo, es decir, por semanas en mora.

1. Se obtienen los porcentajes que representan los incumplimientos de 14 a 17 semanas en relación al total de defaults ocurridos por mes (cuadro 2 Apéndice).

Como $\hat{\alpha}_3$ es menor a 0, las lambdas obtenidas, deberan ser intercambiadas, es decir, λ_3 por λ_4 además de cambiar el signo de λ_1 .

2. Se calculan los primero cuatro momentos centrales, de los porcentajes obtenidos anteriormente, de la siguiente forma:

$$\hat{\alpha}_1 = Media = \sum_{i=1}^n \frac{X_i}{n} = 0.013263303$$

$$\hat{\alpha}_2 = \text{Varianza} = \sum_{i=1}^n \frac{(X_i - \bar{X})^2}{n} = 1.01779\text{E-}05$$

$$\hat{\alpha}_3 = \text{Sesgo} = \sum_{i=1}^n \frac{(X_i - \bar{X})^3}{n\hat{\sigma}^3} = -0.313056027$$

$$\hat{\alpha}_4 = \text{Kurtosis} = \sum_{i=1}^n \frac{(X_i - \bar{X})^4}{n\hat{\sigma}^4} = 1.882866936$$

3. Se obtienen los parámetros $(\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3, \lambda_4)$ de las tablas. Como se puede observar en los cuadros 3 y 4 del Apéndice las coordenadas z y x serían 1 y 2 respectivamente. Los valores de lambda se encuentran en y .

Las lambdas obtenidas son: $\lambda_1 = 0$, $\lambda_2 = 0.536$, $\lambda_3 = 0.7315$ y $\lambda_4 = 0.7315$.

Como $\lambda_1 = 0$ el cambio de signo no afecta, de igual forma λ_3 y λ_4 tienen el mismo valor.

4. Se ajustan, λ_1 y λ_2 a los dos primeros momentos: $\lambda_1 = \lambda_1 \times \hat{\sigma} + \hat{\alpha}_1$ y $\lambda_2 = \lambda_2 \div \hat{\sigma}$. Lo que nos proporciona las siguientes lambdas: $\lambda_1 = 0.0133$, $\lambda_2 = 168.0100$, $\lambda_3 = 0.7315$ y $\lambda_4 = 0.7315$.
5. Se generan números aleatorios modelados con la función de distribución inversa de la Distribución Lambda Generalizada así como por las lambdas obtenidas.

Ahora modelaremos la severidad por defaults.

1. Obtener el saldo en default promedio de 14 a 17 semanas en mora con relación al monto total a causa de los defaults ocurridos por mes (cuadro 6 del Apéndice).

2. Se calculan los primero cuatro momentos centrales, de los saldos promedio en default obtenidos anteriormente, de la siguiente forma: Como $\hat{\alpha}_3$ es mayor a 0, las lambdas obtenidas, no serán intercambiadas y no cambiaremos el signo de, λ_1 .

$$\hat{\alpha}_1 = \text{Media} = \sum_{i=1}^n \frac{X_i}{n} = 2,840$$

$$\hat{\alpha}_2 = \text{Varianza} = \sum_{i=1}^n \frac{(X_i - \bar{X})^2}{n} = 59.086$$

$$\hat{\alpha}_3 = \text{Sesgo} = \sum_{i=1}^n \frac{(X_i - \bar{X})^3}{n\hat{\sigma}^3} = 0.1545$$

$$\hat{\alpha}_4 = \text{Kurtosis} = \sum_{i=1}^n \frac{(X_i - \bar{X})^4}{n\hat{\sigma}^4} = 2.5976$$

3. Obtener los parámetros $(\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3, \lambda_4)$ de las tablas. Como se puede observar en las cuadros 6 y 7 del Apéndice las coordenadas z y x serían 4 y 8 respectivamente. Los valores de lambda se encuentran en y .

Las lambdas obtenidas son: $\lambda_1 = -0.376$, $\lambda_2 = 0.2791$, $\lambda_3 = 0.1435$ y $\lambda_4 = 0.2994$.

4. Se ajustan, λ_1 y λ_2 a los dos primeros momentos: $\lambda_1 = \lambda_1 \times \hat{\sigma} + \hat{\alpha}_1$ y $\lambda_2 = \lambda_2 \div \hat{\sigma}$. Lo que nos proporciona las siguientes lambdas: $\lambda_1 = 2.674$, $\lambda_2 = 0.001148$, $\lambda_3 = 0.1435$ y $\lambda_4 = 0.2994$.
5. Se generan números aleatorios modelados con la función de distribución inversa de la Distribución Lambda Generalizada así como por las lambdas obtenidas.

Una vez obtenidas las dos variables modeladas, se multiplican y así es como obtenemos nuestra distribución de pérdidas.

Ahora se crea un histograma de frecuencias para visualizar la distribución de pérdidas.

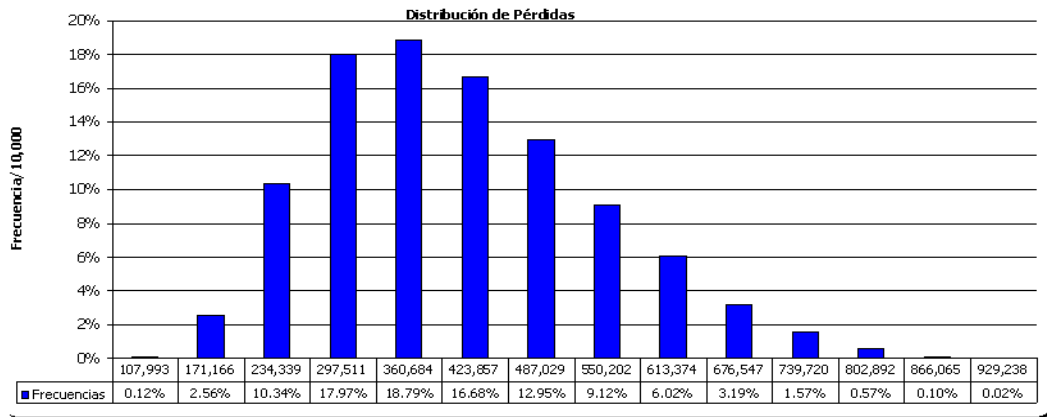


Figura 5.1: Histograma de Frecuencias

5.2. Analisis de Resultados

Se ha obtenido satisfactoriamente la distribución de pérdidas y es necesario analizar los resultados para hacer la medición del riesgo de crédito que tiene la cartera teórica de préstamos.

Primeramente se da uso al concepto de Valor en Riesgo (VaR), el cual es una medida de pérdida máxima dado un periodo de tiempo y un nivel de confianza. Es decir, la pérdida esperada + la pérdida no esperada al 99 % de confianza. Los resultados del modelo propuesto fueron los siguientes:

Lo que esperaría perder la institución que tuviera esta cartera es:

$$PE = 361,647$$

Lo que no esperaría perder:

$$PNE = 360,000$$

Por lo tanto, la pérdida potencial a un nivel de confianza del 99 % (VaR):

$$PE + PNE = 721,647$$

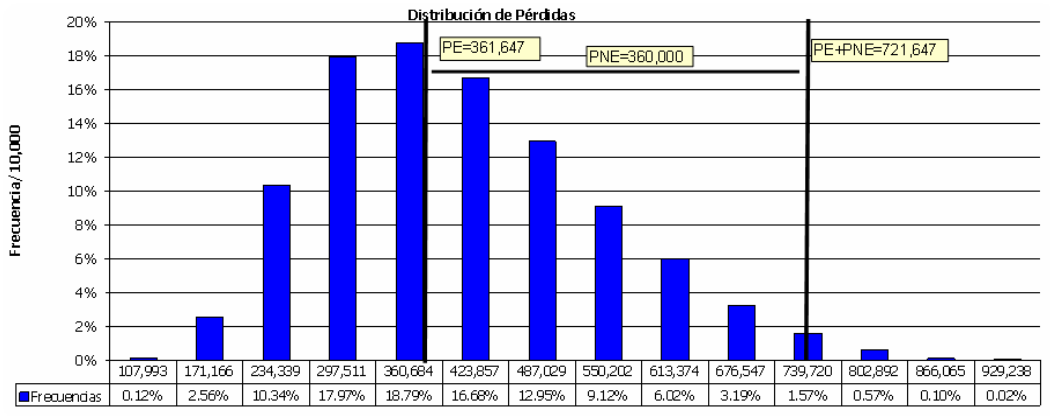


Figura 5.2: Pérdida Esperada y No Esperada

Hay que tomar en cuenta que en la medición del Riesgo de Crédito, además de conocer la pérdida máxima es importante determinar el capital mínimo requerido y la concentración que existe en la cartera.

5.3. Concentración

El riesgo de concentración es crucial para la valoración integral del riesgo de crédito, sin embargo no ha emergido alguna metodología que atrape

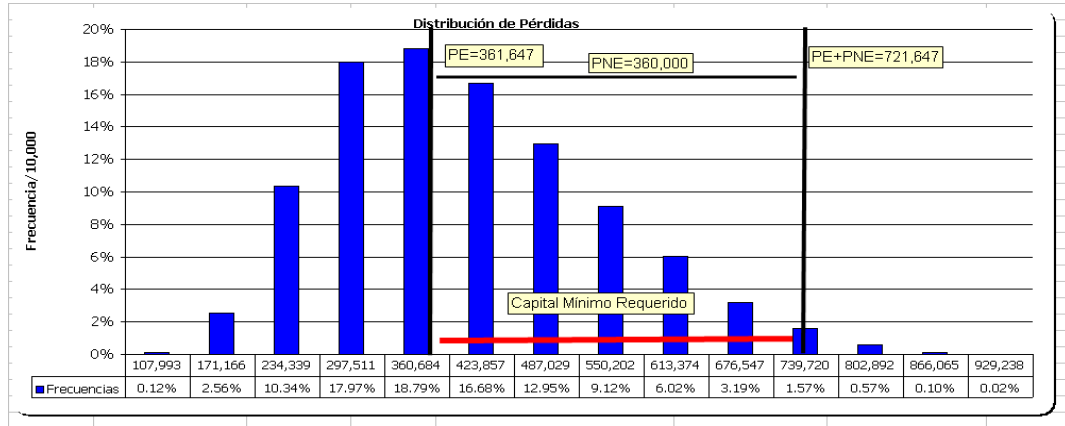


Figura 5.3: Capital Mínimo Requerido

directamente este dato.

Las investigaciones más serias están dirigidas a la medición del riesgo de concentración de las carteras de inversión las cuales se basan en la teoría del portafolio, esta metodología intenta neutralizar la concentración mediante la diversificación de cartera.

Cuando se habla de cartera de préstamos la metodología que se aplica recurrentemente radica en la subjetividad, ya que las Instituciones de Crédito así como otros participantes consultan a un grupo de expertos acerca del grado de concentración observando en diferentes segmentos de la cartera.

Otro factor que complica la medición del riesgo de concentración, y que el administrador de riesgo de crédito debe tomar en cuenta, es la tarea de determinar la situación de la cartera y decidir el nivel de importancia que se le dará a alguna vista o aspecto en particular de la cartera de crédito, es decir, por sector, por industria, por ingreso,..., etc.

Podemos concluir, después de analizar lo anterior, que para medir ade-

cuadramente la concentración de una cartera debemos definir claramente lo que deseamos¹.

5.3.1. Índice de Concentración *Herfindahl-Hirschman*

Las medidas de concentración tratan de mostrar el mayor o menor grado de concentración existente en la distribución total de los préstamos en la cartera. Esto significa que reflejan la forma en la que están distribuidas las variables consideradas importantes.

Para medir la concentración de las carteras de préstamos se ha utilizado comunmente el índice *Herfindahl-Hirschman*.

El índice *Herfindahl-Hirschman* surge como una medida de concentración, el cual cuantifica de manera precisa la contribución de la concentración al riesgo del crédito total de la cartera.

Muestra el número de acreditados y su posición dentro de la cartera. Este índice será mayor mientras sea menor el número de participantes de la cartera y mientras su participación sea desigual.

El índice *Herfindahl-Hirschman* es una medida de estructura de cartera, pues toma en cuenta el número de acreditados y su contribución relativa en el mismo. El índice *Herfindahl-Hirschman* es calculado como la suma de los cuadrados de las posiciones relativas de los participantes frente al saldo total de la cartera. Es decir, es un índice de concentración que pondera el poder de las posiciones de los acreditados:

$$IHH = \sum_{i=1}^n p_i^2$$

$$\frac{1}{n} \leq IHH \leq 1$$

¹Javier Márquez Diez-Canedo: *Suficiencia de Capital y Riesgo de Crédito en Carteras de Préstamos Bancarios*

Donde:

p_i = Participación del acreditado i en la cartera

IHH = índice de Herfindahl-Hirschman

Participación del acreditado i en la cartera se define como:

$$p = \frac{x_i}{X}$$

Donde:

x_i = Valor de la posición del acreditado i

X = Saldo total de la cartera

Los valores de referencia que se utilizan con este índice son los siguientes:

- Si el índice Herfindahl–Hirschman $\leq 1,000$, es una cartera no concentrada
- Si el índice Herfindahl–Hirschman se encuentra en el rango: $1,000 \leq$ índice Herfindahl–Hirschman $\leq 1,800$, es una cartera moderadamente concentrada
- Si el índice Herfindahl–Hirschman $\geq 1,800$, es una cartera altamente concentrada

Si tomamos nuestra cartera teórica de consumo y desglosamos el último mes por región geográfica obtendremos los siguientes resultados:

Obtenemos la participación que tiene cada zona geográfica de la cartera durante el mes. Elevamos al cuadrado esa participación y sumamos esta columna obteniendo el índice *Herfindahl-Hirschman*.

Observamos que el nivel del índice *Herfindahl-Hirschman* para nuestra cartera de préstamos resultó ser 1,299 inferior a 1,800 pero superior a 1,000,

Mes	0 a 13 Semanas	14 a 17 Semanas	Mas de 17 Semanas	Total general	Siniestralidad
200208b	1,895,076	19,368	320,565	2,235,009	0.87%

Colonia	Saldo	Siniestralidad
Cauhtémoc	1,598	8.3%
Del Valle	2,874	14.8%
San Cosme	1,974	10.2%
Condesa	2,156	11.1%
Santa Julia	2,806	14.5%
San Rafael	3,025	15.6%
Roma	2,761	14.3%
Doctores	2,174	11.2%
Total	19,368	100.0%

Cuadro 5.1: Cartera Mensual Desglosada

Participación en la Cartera	Participación en la Cartera al Cuadrado
8.3	68
14.8	220
10.2	104
11.1	124
14.5	210
15.6	244
14.3	203
11.2	126
100.0	1,299

Cuadro 5.2: Nivel del IHH

lo cual significa que entra en la categoría número 2, la cual nos indica que es una cartera moderadamente concentrada.

Si quisiéramos disminuir esta concentración bastaría con diversificar esta cartera canalizando créditos a más colonias.

5.4. Determinación de la Prima de Riesgo

En la estimación del riesgo de crédito una medida más cuantitativa es la prima de riesgo de crédito. Una de las formas de obtener la prima de riesgo de crédito es por la diferencia entre la tasa de interés que se exige a alguna empresa o individuo al hacer algún préstamo y la tasa de interés y el tipo de interés libre de riesgo, es decir, el costo de oportunidad.

Cabe señalar que existe una fuerte relación entre la calificación que se otorgue al deudor y la prima de riesgo de crédito, ya que cuanto más alto es el rating de crédito más baja es la prima de riesgo de crédito y viceversa. Como consecuencia de esto una baja en el rating de un acreditado o de una empresa representa un aumento en los costos del préstamo. Este incremento es necesario para compensar las mayores expectativas de sufrir pérdidas en los préstamos debido al incremento de probabilidad de que el préstamo no sea devuelto.

En esta sección obtendremos la prima de riesgo sobre la cartera teórica de préstamos que hemos utilizado para aplicar nuestro modelo.

Con la siguiente desigualdad trataremos de explicar los costos en los que incurren las instituciones al prestar dinero y con ello determinar la prima de riesgo que habría de cobrar:

$$S_{Cr}(t_{cr}) - S_{Cap}(t_{cap}) - K_r - G - PE \geq 0$$

Donde:

$S_{Cap}(t_{Cap})$ =Saldo de Captación

t_{Cap} =Tasa de Captación

$S_{Cr}(t_{Cr})$ =Saldo de Crédito

t_{Cr} =Tasa del crédito

$K(r)$ =Rendimiento a Capital

G =Gastos

PE =Pérdida Esperada

r =Tasa TIR

Partimos del supuesto de que:

$$S_{Cr}(t_{Cr}) = S_{Cap}(t_{Cap})$$

Con esto decimos que obtendremos al menos un rendimiento igual a la tasa de captación.

Entonces:

$$t_{Cr} \geq \frac{G + PE + K(r)}{S_{Cr}} + t_{Cap}$$

Ahora sustituimos:

t_{Cap} =5.05 (Costo Porcentual Promedio de Captación)

t_{Cr} =?

$K(r)$ =3,155,526

G =6,794

PE =361,647

r =7.76+.18

$S_{Cr}(t_{Cr})$ =339,730

Y obtenemos lo siguiente:

$$t_{Cr} \geq \frac{6,794+361,647+3,155,526}{339,730} + 5.05$$

Por lo tanto:

$$t_{Cr} \geq 15.42284608$$

El resultado anterior nos indica que la prima de riesgo de esta cartera de préstamos es de por lo menos 15.42284608.

Entonces podemos concluir que las primas de riesgo que están cobrando las instituciones de crédito son altas. Los grandes inversionistas se han dado cuenta de ello y es por lo que hemos observado en los últimos años una creciente competencia en el mercado de créditos y préstamos, esto beneficia a los acreditados ya que las primas se vuelven más competitivas. Sin embargo me pregunto, que margen de maniobra tienen aún las instituciones para bajar sus primas de riesgo. Lo anterior ha motivado a las autoridades a hacer al mercado más competitivo.

Conclusiones

A lo largo del presente documento se han explorado los diferentes modelos, así como los diferentes criterios que existen para una correcta estimación del riesgo de crédito. Un factor fundamental para la elección del modelo es la información con la que se cuente. Existen modelos que requieren información muy detallada que en muchas ocasiones resulta ser de difícil acceso o de dudosa calidad por lo que resulta necesario explorar nuevas técnicas de estimación de riesgo de crédito más flexibles.

La competencia tan agresiva que manejan actualmente las instituciones de crédito ha dado pie a que éstas pidan menores requisitos para el otorgamiento de créditos o préstamos lo cual complica el uso de los modelos benchmark (CreditMetrics y CreditRisk+) sin dejar de lado los más sofisticados entre los que destacan los que incluyen métodos GARCH para estimar las correlaciones entre acreditados.

Los modelos actuariales han demostrado tener gran poder predictivo en las instituciones aseguradoras en cuanto a la distribución de pérdidas, y puesto que se manejan variables aleatorias similares, como el momento en el que pueda ocurrir el siniestro y el impacto en recursos que se pudiera tener a consecuencia de este incumplimiento, en las instituciones de crédito se ha optado por extrapolar estos modelos a sus necesidades resultando con ello

modelos como el que se presenta en este trabajo.

Sin duda las ciencias actuariales han ayudado enormemente al crecimiento de las instituciones aseguradoras y de crédito ya que se ha demostrado que los modelos estadísticos son buenos contando con la información necesaria, pero a falta de ésta las mejores aproximaciones son otorgadas por los modelos actuariales, que aunado al creciente avance computacional se desprende una herramienta altamente poderosa y eficiente en el cálculo del riesgo crediticio.

Bibliografía

1. Javier Márquez Diez-Canedo: *Suficiencia de Capital y Riesgo de Crédito en Carteras de Préstamos Bancarios*.
2. Alan Elizondo (2003): *Medición Integral del Riesgo de Crédito*.
3. Javier Márquez Diez-Canedo (2006): *Una Nueva Visión del Riesgo de Crédito*.
4. Carlos Sánchez Cerón (2001): *Valor en Riesgo y otras Aproximaciones*.
5. Alberto Jones (2006): *Aspectos Esenciales del Riesgo de Crédito Puntual y su Evaluación*.
6. Carla Adriana Santos Téllez (1999): *Riesgo de Crédito en México: El Enfoque del Portafolios*.
7. Cutting Edge (2004): *Valor de una Cartera de Préstamos*.
8. Juan Carlos Jiménez Rojas (2005): *Comportamiento del Crédito*.
9. Dr. Guillermo López Damrouf (2001): *Valuación de Empresas en Mercado Emergentes*.
10. Comité de Supervisión Bancaria de Basilea: *Aplicación de Basilea II: Aspectos Prácticos*

11. Dr. Mariano González Sánchez: *Análisis del Nuevo Acuerdo de Capitales de Basilea II*.
12. Michael Parkin (1995): *Macroeconomía*.
13. F.J. Weston, E.F. Brigham (1987): *Fundamentos de Administración Financiera*.
14. William J. McDonough (2003): *Acontecimientos y Tendencias Recientes en los Mercado Internacionales de Capital*.
15. Pablo Fernández (2005): *Prima de Riesgo de Mercado: Histórica, Esperada y Exigida*.
16. Morris H. DeGroot (1988): *Probabilidad y Estadística*.
17. W. Allen Smith (1988): *Análisis Numérico*.
18. S&P (2004): *Mexico Default Study 2004*.
19. JP Morgan: *CreditMetrics*.
20. Samuel D. Conde, Carl de Boor (1980): *Elementary Numerical Analysis An Algorithmic Approach*.
21. Curtis F. Gerald, Patrick O. Wheatley (1997): *Applied Numerical Analysis*.
22. Douglas Faires, Richard Burden (1998): *Numerical Methods*.
23. Raymond Polivka, Sandra Pakin (1975): *APL: The Language And Its Usage*.
24. APL2000 (1997): *APL + Win Reference Manual*.

25. Anthony Saunders (1999): *Credit Risk Measurement*.
26. Edward J. Dudewicz, Zaven A. Karian (1996): *The Extended Generalized Lambda Distribution System for Fitting Distributions to Data with Moments*.
27. Edward J. Dudewicz, Zaven A. Karian (1999): *The Role of Statistics in IS/IT: Practical Gains from Mined*.
28. Asif Lakhany and Helmut Mausser (2000): *Estimating the Parameters of the Generalized Lambda Distribution*.
29. Agostino Tarsitano (2000): *Fitting the Generalized Lambda to Income Data*.
30. Agostino Tarsitano (2001): *Estimation of GLD Parameters for Grouped Data*.
31. Paul Glasserman, Jingyi Li (2003): *Importance Sampling For a Mixed Poisson Model of Portfolio Credit Risk*.
32. Gordon Delianedis, Ronald Lagnado, Slava Tikhonov (2000): *Monte Carlo Simulation of Non-Normal Processes*.

Apéndice

Defaults				
Mes	0 a 13 Semanas	14 a 17 Semanas	Mas de 17 Semanas	Total general
200001b	1,462,644	28,273	293,612	1,784,529
200002b	1,301,810	27,331	283,717	1,612,858
200003b	1,671,049	24,370	300,853	1,996,272
200004b	1,607,812	22,252	282,823	1,912,887
200005b	1,547,191	25,451	310,370	1,883,012
200006b	1,668,204	24,444	290,169	1,982,817
200007b	1,321,554	28,381	302,614	1,652,549
200008b	1,769,491	17,789	321,878	2,109,158
200009b	1,698,203	17,312	319,118	2,034,633
200010b	1,297,960	28,484	299,860	1,626,304
200011b	1,858,200	18,213	334,226	2,210,639
200012b	1,310,274	26,209	294,154	1,630,637
200101b	1,678,273	15,630	318,729	2,012,632
200102b	1,402,481	28,334	310,211	1,741,026
200103b	1,592,926	26,662	299,620	1,919,208
200104b	1,281,254	26,771	285,911	1,593,936
200105b	1,288,660	24,210	293,171	1,606,041
200106b	1,475,785	22,083	268,661	1,766,529
200107b	1,637,908	16,675	316,757	1,971,340
200108b	1,462,407	27,930	301,860	1,792,197
200109b	1,257,922	28,756	282,984	1,569,662
200110b	1,292,606	27,231	289,301	1,609,138
200111b	1,561,162	23,826	281,284	1,866,272
200112b	1,555,323	22,013	281,181	1,858,517
200201b	1,273,006	25,988	292,482	1,591,476
200202b	1,454,395	21,306	270,978	1,746,679
200203b	1,624,060	22,635	313,427	1,960,122
200204b	1,503,271	26,147	280,986	1,810,404
200205b	1,569,200	28,357	306,559	1,904,116
200206b	1,463,716	23,565	276,094	1,763,375
200207b	1,800,696	17,979	329,434	2,148,109
200208b	1,895,076	19,368	320,565	2,235,009

Mes	Siniestralidad
200001b	1.58%
200002b	1.69%
200003b	1.22%
200004b	1.16%
200005b	1.35%
200006b	1.23%
200007b	1.72%
200008b	0.84%
200009b	0.85%
200010b	1.75%
200011b	0.82%
200012b	1.61%
200101b	0.78%
200102b	1.63%
200103b	1.39%
200104b	1.68%
200105b	1.51%
200106b	1.25%
200107b	0.85%
200108b	1.56%
200109b	1.83%
200110b	1.69%
200111b	1.28%
200112b	1.18%
200201b	1.63%
200202b	1.22%
200203b	1.15%
200204b	1.44%
200205b	1.49%
200206b	1.34%
200207b	0.84%
200208b	0.87%

	M1Alpha3	Diferencias	Minimo
1	0	0.313056027	0.313056027
2	0.05	0.363056027	
3	0.1	0.413056027	
4	0.15	0.463056027	
5	0.2	0.513056027	
6	0.25	0.563056027	
7	0.3	0.613056027	
8	0.35	0.663056027	
9	0.4	0.713056027	
10	0.45	0.763056027	
11	0.5	0.813056027	
12	0.55	0.863056027	
13	0.6	0.913056027	
14	0.65	0.963056027	
15	0.7	1.013056027	
16	0.75	1.063056027	
17	0.8	1.113056027	
18	0.85	1.163056027	
19	0.9	1.213056027	
20	0.95	1.263056027	
21	1	1.313056027	
22	1.05	1.363056027	
23	1.1	1.413056027	
24	1.15	1.463056027	
25	1.2	1.513056027	
26	1.25	1.563056027	
27	1.3	1.613056027	
28	1.35	1.663056027	
29	1.4	1.713056027	
30	1.45	1.763056027	
31	1.5	1.813056027	
32	1.55	1.863056027	
33	1.6	1.913056027	
34	1.65	1.963056027	
35	1.7	2.013056027	
36	1.75	2.063056027	
37	1.8	2.113056027	
38	1.85	2.163056027	
39	1.9	2.213056027	
40	1.95	2.263056027	
41	2	2.313056027	

	TM1	Diferencias	Minimo
1	1.8	0.082866936	0.017133064
2	1.9	0.017133064	
3	2	0.117133064	
4	2.1	0.217133064	
5	2.2	0.317133064	
6	2.3	0.417133064	
7	2.4	0.517133064	
8	2.5	0.617133064	
9	2.6	0.717133064	
10	2.7	0.817133064	
11	2.8	0.917133064	
12	2.9	1.017133064	
13	3	1.117133064	
14	3.1	1.217133064	
15	3.2	1.317133064	
16	3.3	1.417133064	
17	3.4	1.517133064	
18	3.5	1.617133064	
19	3.6	1.717133064	
20	3.7	1.817133064	
21	3.8	1.917133064	
22	3.9	2.017133064	
23	4	2.117133064	
24	4.1	2.217133064	
25	4.2	2.317133064	
26	4.3	2.417133064	
27	4.4	2.517133064	
28	4.5	2.617133064	
29	4.6	2.717133064	
30	4.7	2.817133064	
31	4.9	3.017133064	
32	5.1	3.217133064	
33	5.3	3.417133064	
34	5.5	3.617133064	
35	5.7	3.817133064	
36	5.9	4.017133064	
37	6.1	4.217133064	
38	6.3	4.417133064	
39	6.5	4.617133064	
40	6.7	4.817133064	
41	7	5.117133064	
42	7.3	5.417133064	
43	7.6	5.717133064	
44	7.9	6.017133064	
45	8.2	6.317133064	
46	8.7	6.817133064	
47	9.2	7.317133064	
48	9.7	7.817133064	
49	10.2	8.317133064	
50	10.7	8.817133064	
51	11.5	9.617133064	
52	12.3	10.41713306	
53	13.1	11.21713306	
54	13.9	12.01713306	
55	14.7	12.81713306	

Saldo en Default Promedio a Precios Actuales
2,822
2,654
3,149
3,465
2,975
3,044
2,539
4,026
3,908
2,526
4,200
2,702
3,967
2,147
2,556
2,858
3,010
3,268
4,335
2,702
2,565
2,780
3,169
2,961
1,978
1,947
1,784
1,754
1,713
1,991
2,725
2,668

	M1Alpha3	Diferencias	Minimo
1	0	0.154514	0.004514004
2	0.05	0.104514	
3	0.1	0.054514	
4	0.15	0.004514	
5	0.2	0.045486	
6	0.25	0.095486	
7	0.3	0.145486	
8	0.35	0.195486	
9	0.4	0.245486	
10	0.45	0.295486	
11	0.5	0.345486	
12	0.55	0.395486	
13	0.6	0.445486	
14	0.65	0.495486	
15	0.7	0.545486	
16	0.75	0.595486	
17	0.8	0.645486	
18	0.85	0.695486	
19	0.9	0.745486	
20	0.95	0.795486	
21	1	0.845486	
22	1.05	0.895486	
23	1.1	0.945486	
24	1.15	0.995486	
25	1.2	1.045486	
26	1.25	1.095486	
27	1.3	1.145486	
28	1.35	1.195486	
29	1.4	1.245486	
30	1.45	1.295486	
31	1.5	1.345486	
32	1.55	1.395486	
33	1.6	1.445486	
34	1.65	1.495486	
35	1.7	1.545486	
36	1.75	1.595486	
37	1.8	1.645486	
38	1.85	1.695486	
39	1.9	1.745486	
40	1.95	1.795486	
41	2	1.845486	

	TM1	Diferencias	Minimo
1	1.9	0.697573265	0.002426735
2	2	0.597573265	
3	2.1	0.497573265	
4	2.2	0.397573265	
5	2.3	0.297573265	
6	2.4	0.197573265	
7	2.5	0.097573265	
8	2.6	0.002426735	
9	2.7	0.102426735	
10	2.8	0.202426735	
11	2.9	0.302426735	
12	3	0.402426735	
13	3.1	0.502426735	
14	3.2	0.602426735	
15	3.3	0.702426735	
16	3.4	0.802426735	
17	3.5	0.902426735	
18	3.6	1.002426735	
19	3.7	1.102426735	
20	3.8	1.202426735	
21	3.9	1.302426735	
22	4	1.402426735	
23	4.1	1.502426735	
24	4.2	1.602426735	
25	4.3	1.702426735	
26	4.4	1.802426735	
27	4.5	1.902426735	
28	4.6	2.002426735	
29	4.7	2.102426735	
30	4.8	2.202426735	
31	5	2.402426735	
32	5.2	2.602426735	
33	5.4	2.802426735	
34	5.6	3.002426735	
35	5.8	3.202426735	
36	6	3.402426735	
37	6.2	3.602426735	
38	6.4	3.802426735	
39	6.6	4.002426735	
40	6.8	4.202426735	
41	7.1	4.502426735	
42	7.4	4.802426735	
43	7.7	5.102426735	
44	8	5.402426735	
45	8.3	5.702426735	
46	8.8	6.202426735	
47	9.3	6.702426735	
48	9.8	7.202426735	
49	10.3	7.702426735	
50	10.8	8.202426735	
51	11.6	9.002426735	
52	12.4	9.802426735	
53	13.2	10.60242674	
54	14	11.40242674	
55	14.8	12.20242674	