

ESCUELA POLITÉCNICA NACIONAL.

FACULTAD DE CIENCIAS.

**“MODELO DE SUFICIENCIA DE CAPITAL UTILIZANDO
UNA MEDIDA DE CONCENTRACIÓN PARA LA CARTERA
DE CRÉDITO COMERCIAL DE UNA INSTITUCIÓN FINANCIERA”**

**TESIS DE GRADO PREVIO A LA OBTENCIÓN DEL GRADO DE
MAGISTER EN RIESGO FINANCIERO**

**Por: Víctor Fernando. Lema Bejarano
Mail: victorlemabejarano@gmail.com**

**Director: Ing. Diego Ronaldo Maldonado Guerrero Msc.
Mail: diegorolando@gmail.com**

**Codirector: Mat. Diego Fernando Recalde Calahorrano PhD.
Mail: diego.recalde@epn.com.ec**

2015



DECLARACIÓN

Yo, Víctor Fernando Lema Bejarano, declaro bajo juramento que el trabajo aquí descrito es de mi autoría; que no ha sido previamente presentada por ningún grado o calificación profesional; y que he consultado las referencias bibliográficas que se incluyen en este documento.

La Escuela Politécnica Nacional puede hacer uso de los derechos correspondientes a este trabajo, según lo establecido por la Ley de Propiedad Intelectual, por su Reglamento y por la normatividad institucional vigente.

Víctor Fernando Lema Bejarano

CERTIFICACIÓN.

Nosotros, Certificamos que el presente trabajo fue desarrollado por el Ing. Víctor Fernando Lema Bejarano bajo mi supervisión.

Msc. Diego R. Maldonado

Director del proyecto.

Mat. Diego Recalde P.H.D.

Codirector del proyecto

AGRADECIMIENTO

A Dios, por llenarme de salud y muchas bendiciones que permitieron que pueda hacer realidad el sueño tan anhelado.

A la Escuela Politécnica Nacional que bajo su coordinación durante toda la carrera me han llenado de muchos conocimientos que han sido fundamentales en el ámbito profesional.

De igual manera a mis apreciados formados que en cada cátedra nos impartían además de su conocimiento sus consejos, en especial a mis Directores de tesis Msc. Diego Maldonado y Msc. Diego Recalde, quienes me ayudaron con sus consejos y amistad y me dieron un ejemplo de perseverancia, constancia y disciplina a lo largo de todo el desarrollo.

Por último agradecer a la Institución Financiera por haberme apoyado con la información e interés en el tema a través de la Gerencia y Subgerencia de Riesgos de la Institución

DEDICATORIA

A mis padres y hermanas por apoyarme incondicionalmente durante toda mi formación profesional, quienes han sido mi principal estímulo para lograr los objetivos que me he propuesto.

A mi novia por motivarme constantemente en la culminación del presente trabajo.

ÍNDICE DE CONTENIDO

LISTA DE TABLAS	I
LISTA DE FIGURAS	III
LISTA DE ANEXOS	V
RESUMEN	VI
ABSTRACT	VII
1. INTRODUCCIÓN	1
1.1. ANTECEDENTES Y JUSTIFICACIÓN.....	1
2. OBJETIVOS	7
2.1. OBJETIVO GENERAL	7
2.2. OBJETIVOS ESPECÍFICOS	7
3. MARCO TEÓRICO.....	8
3.1. GESTIÓN Y ADMINISTRACIÓN DE RIESGOS	11
3.2. RIESGO DE CRÉDITO.....	13
3.3. SISTEMAS EXPERTOS DE EVALUACIÓN	16
3.4. MARCAR A MERCADO.....	19
3.5. MODELOS DE IMPAGO	20
3.6. MODELO CAPITAL Y RIESGO DE CRÉDITO EN PAÍSES EMERGENTES (CYRCE).....	24
3.7. ÍNDICE DE CONCENTRACIÓN	25
3.8. MODELO DE PROBABILIDAD DE INCUMPLIMIENTO PARA EMPRESAS ..	27
4. FUNDAMENTOS MATEMÁTICOS	32
4.1. DEFAULT O INCUMPLIMIENTO.....	32
4.2. ANÁLISIS DE COSECHAS	33
4.3. MODELO CYRCE.....	34
4.4. MONTO EN RIESGO, SUFICIENCIA DE CAPITAL, CONCENTRACIÓN Y LÍMITES.....	35
4.5. ANÁLISIS DE LAS DESIGUALDADES DE SUFICIENCIA DE CAPITAL.....	42
4.6. MODELO CYRCE CON DISTRIBUCIÓN GAMMA	44
4.7. MODELO CREDITRISK ⁺	45

4.7.1.	FUNCIONES GENERADORAS DE PROBABILIDADES.....	46
4.7.2.	DETERMINACIÓN DE LA FGP DE PÉRDIDA DE LA CARTERA.	47
4.7.3.	LA DISTRIBUCIÓN DEL NÚMERO DE INCUMPLIMIENTOS CON PROBABILIDADES DE IMPAGO FIJAS.....	49
4.7.4.	LA AGRUPACIÓN POR BANDAS DE EXPOSICIÓN O PÉRDIDA	50
4.7.5.	OBTENCIÓN DE LA DISTRIBUCIÓN DE LAS PÉRDIDAS	51
5.	APLICACIÓN/PRACTICA	53
5.1.	MODELO CYRCE PARA LA CARTERA DE LA INSTITUCIÓN FINANCIERA	53
5.1.1.	PROBABILIDAD DE INCUMPLIMIENTO Z-SCORE.....	57
5.1.2.	EXTRACCIÓN DE INFORMACIÓN:.....	58
5.1.3.	ANÁLISIS DESCRIPTIVO DE INFORMACIÓN:.....	59
5.1.4.	IDENTIFICACIÓN DEL PERIODO DE ANÁLISIS:.....	59
5.1.5.	DETERMINACIÓN DE VARIABLES EXPLICATIVAS.....	60
5.1.6.	DETERMINACIÓN DEL DEFAULT	61
5.1.7.	DETERMINACIÓN DE LAS VARIABLES QUE EXPLICAN EL DEFAULT	62
5.1.8.	VALIDACIÓN DEL MODELO Z – SCORE	62
5.1.9.	PROBABILIDAD DE INCUMPLIMIENTO PARA LOS SECTORES ECONÓMICOS DE LA CARTERA DE CRÉDITO COMERCIAL.....	74
5.1.10.	ANÁLISIS DE CONCENTRACIÓN:.....	75
5.1.11.	ÍNDICE DE HERFINDAHL-HIRSCHMAN.....	76
5.1.12.	INCORPORANDO RIESGO Y TASAS DE RECUPERACIÓN.....	78
5.1.13.	ANÁLISIS FINANCIERO DE EMPRESAS QUE SUPERAN EL LÍMITE MÁXIMO DE CRÉDITO DETERMINADO POR CYRCE	89
5.1.14.	ANÁLISIS DE PARÁMETROS UTILIZADOS POR EL MODELO CYRCE PARA LOS CLIENTES QUE SUPERAN EL LÍMITE MÁXIMO DE CRÉDITO.	104
5.2.	COMPARACIÓN DE INDICADORES BASADOS EN LOS DIFERENTES COMPONENTES UTILIZADOS EN CYRCE.....	105
5.3.	MODELO CREDITRISK+ PARA LA CARTERA DE LA INSTITUCIÓN FINANCIERA	110
5.3.1.	OBTENCIÓN DE LA DISTRIBUCIÓN DE LAS PÉRDIDAS.	114
5.3.2.	OBTENCIÓN DEL VALOR EN RIESGO	118
5.4.	CYRCE GAMMA.....	120

6.	RESULTADOS Y DISCUSIONES.....	122
7.	CONCLUSIONES.....	126
8.	RECOMENDACIONES.....	128
9.	BIBLIOGRAFÍA.....	129
10.	ANEXOS.....	131

LISTA DE TABLAS

Tabla 1. Modelos de evaluación de Riesgo de Crédito.....	14
Tabla 2. Elementos de un modelo de valuación	15
Tabla 3. Clasificación de la cartera comercial por sector económico.....	54
Tabla 4 Clasificación de la cartera comercial por sector económica agrupada	55
Tabla 5. Significancia de la variable dummy.....	64
Tabla 6. Significancia de las variables, aplicando pasos hacia adelante	65
Tabla 7. Historial de Iteraciones	66
Tabla 8. Prueba Omnibus sobre los coeficientes del modelo	66
Tabla 9. Resumen de modelos	68
Tabla 10. Resumen del modelo con dos variables menos	68
Tabla 11. Prueba de Hosmer y Lemeshow	69
Tabla 12. Tabla de contingencia para la prueba de Hosmer y Lemeshow	69
Tabla 13. Tabla de clasificación	70
Tabla 14. Análisis de Multicolinealidad.	72
Tabla 15. Variables en la ecuación	73
Tabla 16 Probabilidad de incumplimiento promedia ponderada por sector económico.....	74
Tabla 17. Componentes del indicador de Herfindahl	77
Tabla 18. Razón de Capitalización.	77
Tabla 19. Categorías de riesgo segmentadas por la probabilidad de incumplimiento.....	79
Tabla 20. Cartera de crédito clasificada por sector económico y niveles de riesgo	80
Tabla 21. Índice de Herfindahl con cartera segmentada en niveles de riesgo	81
Tabla 22. Cosecha de clientes nuevos en el periodo 2009-2010	83
Tabla 23. Cosechas de clientes nuevos en el periodo 2010-2011	84
Tabla 24. Cosechas de clientes nuevos en el periodo 2011-2012.....	84
Tabla 25. Cosechas de clientes nuevos en el periodo 2012-2013.....	84
Tabla 26. Severidad de la pérdida para las categorías de riesgo.....	85
Tabla 27. Pérdida dado el incumplimiento	86
Tabla 28. Índice de Herfindahl ajustado a la pérdida dado el incumplimiento	86
Tabla 29. VaR incluyendo severidad de pérdida	87
Tabla 30. Razón de capitación potencial vs real.....	88
Tabla 31. Calificación de Riesgo	89
Tabla 32. Indicadores financieros.....	91

Tabla 33. Activos productivos y pasivos con costo	92
Tabla 34. Valor en Riesgo para los tres escenarios	105
Tabla 35. Valor en Riesgo de la cartera de crédito	107
Tabla 36. Razón de capitalización del Banco	109
Tabla 37. Niveles estándar de pérdidas.....	111
Tabla 38. Agrupación de los créditos por categoría de riesgo	112
Tabla 39. Número esperado de incumplimiento y pérdida por banda	114
Tabla 40. Probabilidad de pérdida de cero a tres unidades estándar	115
Tabla 41. Distribución de probabilidad de pérdidas en número de unidades estándar	117
Tabla 42. Distribución de probabilidad acumulada de pérdida de unidades estándar	119
Tabla 43. Resultados comparativos del VaR entre CreditRisk ⁺ , CyRCE y CyRCE GAMMA	120
Tabla 44. Comparación de estimadores bajos los diferentes supuestos.....	122
Tabla 45. CreditRisk vs CyRCE vs CyRCE Gamma	125
Tabla 46. Base de informacion para el analisis.....	138
Tabla 47. Variables e indicadores financieros	140
Tabla 48. Análisis descriptivo Empresa Formac	143
Tabla 49. Codificación de variables.....	144
Tabla 50. Revisión de datos perdidos.	148

LISTA DE FIGURAS

Figura 1. Composición de la cartera de crédito, diciembre 2014	2
Figura 2. Evolución de la cartera vencida.....	3
Figura 3 - Clasificación de la cartera comercial por sectores económicos	4
Figura 4. Periodo de análisis.....	60
Figura 5. Chaid var. Prueba acida.....	63
Figura 6. Curva COR, estimador del poder de discriminación del modelo	71
Figura 7. Evolución de activos de la Institución de análisis	94
Figura 8. Evolución de la cartera de crédito de la Institución de análisis.....	94
Figura 9. Evolución de la utilidad de la Institución de análisis	95
Figura 10. Evolución de activos del Banco del Austro.....	96
Figura 11. Evolución de la cartera de crédito del Banco del Austro	96
Figura 12. Evolución de utilidades del Banco del Austro	97
Figura 13. Evolución de activos del Banco Guayaquil.....	97
Figura 14. Evolución de la cartera de crédito del Banco Guayaquil	98
Figura 15. Evolución de la utilidad del Banco Guayaquil	98
Figura 16. Evolución de los activos de Produbanco	99
Figura 17. Evolución de la cartera de crédito de Produbanco	99
Figura 18. Evolución de las utilidades de Produbanco	100
Figura 19. Evolución de activos de Banco Internacional	101
Figura 20. Evolución de la cartera de crédito del Banco Internacional	101
Figura 21. Evolución de la utilidad del Banco Internacional.....	102
Figura 22. Rentabilidad de las Instituciones Financieras analizadas (EKOS, Febrero 2015)	102
Figura 23. Ranking IFIS (EKOS, Febrero 2015).....	103
Figura 24. Morosidad de bancos del sistema financiero.....	108
Figura 25. Distribución de probabilidades de pérdida en números de unidades estándar	116
Figura 26. Distribucion de presdidas con CreditRisk ⁺ y CyRCE GAMA	121
Figura 27. Análisis descriptivo de la var. Ventas/capital de trabajo (valores)	141
Figura 28 Análisis descriptivo de la var. Ventas/capital de trabajo.....	142
Figura 29. Análisis descriptivo de la variable R13	146
Figura 30. Análisis descriptivo R25.....	146
Figura 31. Análisis descriptivo R45.....	147

Figura 32. Análisis descriptivo R1 y R2	148
Figura 33. Análisis CHAID para variabe R3	149
Figura 34. Análisis CHAID variable R11	150
Figura 35. Análisis CHAID variable R18.....	150
Figura 36. Análisis CHAID variable R27.....	151

LISTA DE ANEXOS

ANEXO A - Multicolinealidad.....	131
ANEXO B - Distribución Gamma.....	132
ANEXO C - Convoluciones.....	135
ANEXO D - Base de datos de información utilizada en el análisis.....	138
ANEXO E - Variables e indicadores financieros	140
ANEXO F - Depuración de base de datos	141
ANEXO G - Codificación de las variables	143
ANEXO H - Análisis descriptivo de las variables codificadas.....	145
ANEXO I - Análisis CHAID de las variables que entran en el modelo	149

RESUMEN

Básicamente el presente estudio se orienta a determinar el nivel de concentración adecuada para los segmentos de la cartera de crédito comercial y obtener una suficiencia del capital asignado al nivel de riesgo de los segmentos con el fin de mantener la solvencia en el Institución mediante límites de concentración los mismo que no deben ser estáticos si no dinámicos conforme al crecimiento de la Institución y mantener provisiones prudenciales para afrontar el riesgo de crédito de manera óptima, es decir sin provisionar ni más ni menos sino lo adecuado e identificar segmentos con niveles de riesgo elevados para proponer mitigaciones a estos riesgos y mantener una adecuada administración de riesgo de crédito.

ABSTRACT

This study aims to determine the appropriate concentration level for segments of commercial loans and obtain a sufficiency of capital allocated to the risk level of the segments in order to maintain solvency at Institution by limits concentration the same should not be static if not dynamic as the growth of the institution and maintain prudential provisions to address credit risk optimally, ie without provisioning nothing less but the suitability and identify segments with risk levels elevated to propose mitigations to these risks and maintain adequate credit risk management.

1. INTRODUCCIÓN

1.1. ANTECEDENTES Y JUSTIFICACIÓN

La intermediación financiera es la principal actividad de giro de negocios de los bancos, esta intermediación financiera permite a los bancos trasladar los excedentes de unos clientes hacia otros clientes que lo requieran, las instituciones financieras brindan diferentes servicios con el objetivo de que los clientes puedan satisfacer sus necesidades. La intermediación financiera puede conllevar riesgos y por consiguiente pérdidas para las mismas, lo que puede derivar en no poder cumplir con sus obligaciones adquiridas con los clientes, ante este hecho es importante que las Instituciones Financieras cuenten con herramientas que ayuden a una gestión y administración del riesgo en los diferentes productos en los que se especialice la Institución lo cual permitirá desarrollar metodologías y/o políticas para mitigar estos riesgos y evitar pérdidas inesperadas.

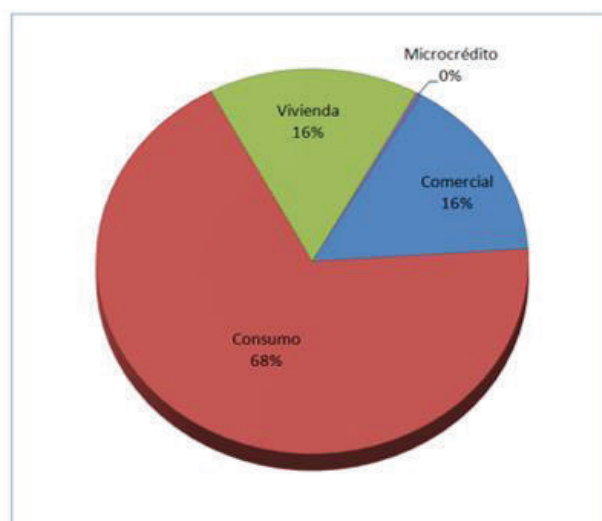
La búsqueda de una regla explícita que relacione el riesgo de crédito con la suficiencia de capital, es uno de los temas más importantes tanto para los reguladores como para los administradores de riesgo; la obtención de una medida de concentración y su contribución al riesgo en carteras de créditos así como la identificación de segmentos con excesiva concentración, son problemas que hasta el momento no se han podido resolver a pesar de su gran importancia.

Con base en las probabilidades de impago de los créditos y de sus respectivas covarianzas, se desarrollara un modelo que obtiene una forma funcional de la distribución de pérdidas, dicha distribución puede caracterizarse por dos parámetros: media y varianza. La representación del Valor en Riesgo VaR (Adelman, 1969) en términos de la media y la varianza, conduce a una cota inferior para el cociente de capitalización bancaria y la desigualdad resultante, establece condiciones para que un banco cuente con suficiencia de capital.

El índice de “Herfindahl-Hirschman” surge como una medida de concentración, que cuantifica de manera precisa la contribución de la concentración al riesgo de

crédito total de una cartera, esta medida será utilizada en este estudio ya que Herfindahl permite más flexibilidad en la configuración de la cartera de crédito. Se obtienen dos propiedades nuevas de este índice, que relacionan los límites individuales de los créditos con la concentración existente en los distintos segmentos en los que se pueda descomponer la cartera, de tal manera que se garantice la suficiencia de capital.

La Institución financiera tiene 26 años de funcionamiento en el sistema financiero ecuatoriano, su cartera de crédito está conformada por créditos comerciales, créditos de consumo, créditos de vivienda y créditos microcréditos, el 68% de la cartera de cartera de crédito se encuentra concentrada en créditos de consumo, el 16% en créditos comerciales, el 16% en créditos de vivienda y el 0.4% en créditos microcréditos. La cartera de consumo se encuentra concentrada en la Administración Pública y Defensa que es segmento característico de la Institución por su bajo nivel de riesgo.

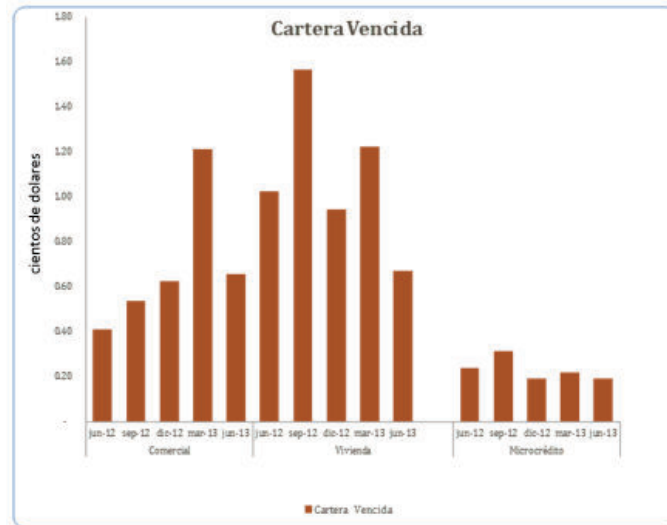


Fuente: Banco General Rumiñahui
Elaborado: Autor

Figura 1. Composición de la cartera de crédito, diciembre 2014

Como se aprecia en la Figura 2, excluyendo la cartera de consumo, se evidencia que la composición de la cartera vencida se encuentra concentrada en la cartera de vivienda y comercial; en la cartera de vivienda se explica por su falta de crecimiento tanto en operaciones como en saldo, por lo que se hace importante enfocarse en la morosidad de la cartera comercial e identificar un nivel de

concentración y provisiones óptimo que debe mantener la Institución financiera para poder mitigar posibles eventos de riesgo y mantener una adecuada administración de la cartera de crédito comercial.

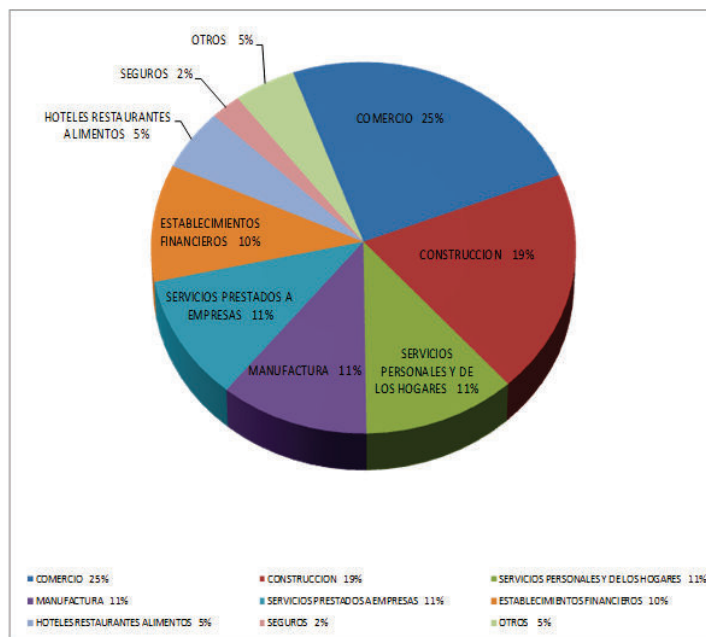


Fuente: Banco General Rumiñahui

Elaborado: Autor

Figura 2. Evolución de la cartera vencida

La cartera comercial está concentrada en diferentes segmentos económicos como se puede apreciar en la Figura 3. Básicamente el presente estudio se orienta a determinar el nivel de concentración adecuada para los segmentos de la cartera de crédito comercial y obtener una suficiencia del capital asignado al nivel de riesgo de los segmentos con el fin de mantener la solvencia en la institución mediante límites de concentración los mismo que no deben ser estáticos si no dinámicos conforme al crecimiento de la Institución y mantener provisiones prudenciales para afrontar el riesgo de crédito de manera óptima, es decir sin provisionar ni más ni menos, sino lo adecuado.



Fuente: Banco General Rumifañui.
Elaborado: Autor.

Figura 3 - Clasificación de la cartera comercial por sectores económicos

Este modelo evalúa la suficiencia del capital asignado por un banco a una cartera de riesgos crediticios, a través de su comparación con el VaR (Adelman, 1969) de dicha cartera, definido como la máxima pérdida posible con una probabilidad de ocurrencia alta (intervalo de confianza que suele fijarse en el entorno del 99%) y durante un determinado horizonte temporal (usualmente un año). El modelo supone que están dadas las probabilidades de incumplimiento de los créditos y sus covarianzas, con estas últimas obtiene la forma funcional de la distribución de pérdidas, suponiendo que las mismas pueden ser caracterizadas por dos parámetros: la media y la varianza. De esta forma, el VaR (Adelman, 1969) puede establecerse como la pérdida esperada más un cierto múltiplo de la desviación estándar de las pérdidas, que es el valor de la pérdida que acumula el porcentaje de probabilidad impuesto por el intervalo de confianza elegido.

Una cartera de crédito que cada deudor contribuye infinitesimalmente al riesgo se dice que es infinitamente granular. El riesgo relacionado con el hecho de que ninguna cartera de crédito real es infinitamente granular, se llama nombre riesgo de concentración.

El marco de Basilea II (Medina, 2007a), los bancos están obligados a mantener un colchón de capital por riesgo de crédito con el fin de sostener la probabilidad de impago de un nivel aceptable. De capital por riesgo de crédito calculado en el Pilar 1 de Basilea II (Medina, 2007a) han sido calibrados para un determinado nivel de concentración. Si un banco se desvía de este punto de referencia se espera hacer frente a esta en el Pilar 2 (Medina, 2007a), lo que puede implicar un aumento de capital.

El capital regulatorio se ha calibrado para una cartera bien diversificada, normalmente asociado con un banco internacionalmente activo grande. Estimar correctamente la pérdida inesperada de los bancos que difieren de este punto de referencia en cuanto a sector y la concentración sería lo ideal ya que las características de un banco no van hacer iguales para el resto de ellos. Por lo tanto, los bancos que difieren de este punto de referencia deberían abordar esta cuestión en el Pilar 2 (Medina, 2007a).

Los grandes bancos a menudo hacen uso de productos de software de proveedores para analizar el riesgo de crédito, estos a menudo se basan en simulaciones de Monte Carlo con varios factores de riesgo y no hacen ninguna hipótesis sobre la granularidad de la cartera. Las simulaciones de Monte Carlo de estos productos de software pueden tomar mucho tiempo. Un escenario puede tomar días o incluso semanas, para simular. CreditRisk⁺ (Haro, 2005a), sin embargo, no utiliza simulaciones de Monte Carlo, pero por otro lado, sólo proporciona soluciones en el modo por defecto. Otro inconveniente de los productos de software es que son difíciles de conciliar con los cálculos de capital regulatorio para el riesgo de crédito, otros inconvenientes son que los productos de software son caros y que no hay manera clara cómo asignar el capital de complemento.

Básicamente el presente estudio se orienta a determinar el nivel de concentración adecuada para los segmentos de la cartera de crédito comercial y obtener una suficiencia del capital asignado al nivel de riesgo de los segmentos con el fin de mantener la solvencia en la Institución financiera mediante límites de concentración los mismo que no deben ser estáticos si no dinámicos conforme al crecimiento de la Institución y mantener provisiones prudenciales

para afrontar el riesgo de crédito de manera óptima (Fernando Avila Embríz, 2002-04), es decir sin provisionar ni más ni menos sino lo adecuado e identificar segmentos con niveles de riesgo elevados para proponer mitigaciones a estos riesgos y mantener una adecuada administración de riesgo de crédito.

2. OBJETIVOS

2.1. OBJETIVO GENERAL

Elaborar un modelo que evalúe la suficiencia de capital para la cartera de crédito comercial para la Institución Financiera de análisis.

2.2. OBJETIVOS ESPECÍFICOS

Obtener una medida de concentración adecuada, que cuantifique de manera objetiva la contribución del riesgo de crédito para la cartera de crédito comercial.

Determinar el nivel adecuado de requerimiento de capital utilizando CyRCE (Canedo, 2009)

3. MARCO TEÓRICO

En el libro de Javier Márquez Diez-Canedo en la segunda edición, (Canedo, 2009), se describe un modelo de riesgo de crédito que es más apropiado para mercados emergentes que los diseñados en países con mercados desarrollados por varias razones. En primer término, al suponer que la distribución de pérdidas por incumplimiento de deudores se puede caracterizar por su media y su varianza, se obtienen expresiones cerradas para el valor en riesgo (VaR) de una cartera de crédito, sin tener que recurrir a técnicas numéricas altamente onerosas en el consumo de recursos de cómputo y tiempo. Una propiedad interesante del modelo es que se obtiene una medida de la concentración que permite evaluar el impacto de ésta en el riesgo de crédito de la cartera y que está asociada a los límites individuales que deben respetar los créditos, ya sea por razones regulatorias o por decisiones de gestión propias de cada banco.

Al tener expresiones cerradas para la medida de riesgo, se pueden obtener relaciones de suficiencia de capital, y de límites para créditos individuales en donde la relación entre estos parámetros de gestión y el riesgo de crédito es explícita. Otra virtud es que el modelo permite una segmentación de la cartera de créditos totalmente arbitraria, con lo cual se facilita la detección de los segmentos más riesgosos, la determinación de límites individuales a los créditos diferenciados por segmento, así como la asignación de capital requerido para que cada segmento de la cartera esté adecuadamente capitalizado.

Normalmente en la implementación de cualquier modelo de riesgo de crédito, se supone que los créditos se pueden agrupar por sus características en común, y los parámetros o elementos que determinan las pérdidas potenciales que pueden ocasionar los créditos del grupo son iguales para todos sus miembros. Por ejemplo, en CreditMetrics™ los créditos se agrupan por su calificación, con lo cual todos los créditos con la misma calificación tienen la misma probabilidad de migrar a los diferentes estados de calidad (calificación) y la misma probabilidad de incumplimiento. En CreditRisk+, todos los créditos con la misma calificación y que dependen de la misma manera de los factores de riesgo que las determinan, tienen la misma probabilidad de incumplimiento. Además, en este último

paradigma, los créditos se agrupan en “cubetas” de igual número de “unidades de pérdida”; es decir: Se supone que la pérdida que genera el incumplimiento de un deudor es la misma para todos los deudores que están en la misma cubeta. En CyRCE, el resultado de segmentar la cartera, supone que las probabilidades de incumplimiento son iguales para todos los créditos de un segmento, así como la correlación entre ellos. Pero además, la correlación de incumplimiento entre los créditos de un segmento y los de otro, también es la misma. Como se verá en este trabajo, esto conduce a una estructura en la cual las operaciones matriciales que requiere el modelo se hacen algebraicamente, obteniendo expresiones que resultan en ahorros considerables de memoria, programación y cálculo.

Finalmente, se proporcionan técnicas de estimación de los parámetros principales; a saber: Probabilidades de incumplimiento y correlaciones. Dado que la información disponible presenta serias deficiencias en lo que se refiere a la calificación de los créditos por parte de los bancos, el procedimiento empleado se diseñó para trabajar directamente con datos disponibles de incumplimiento de deudores dentro de segmentos específicos de una cartera en todo caso, a la que utiliza KMV. A nuestro juicio, esto es incluso mejor que contar con calificaciones ya que a fin de cuentas todos los esquemas de calificación muestran las probabilidades de incumplimiento, pero en nuestro entorno y salvo algunas excepciones, rara vez lo logran. Es notorio que ante su evidente incapacidad para predecir crisis y quiebras de empresas públicas importantes, las propias calificadoras, que desde hace más de una década han estado calculando probabilidades de migración e incumplimiento asociadas a sus respectivos sistemas de calificación, están conscientes de las limitaciones de estos como vehículos para la estimación de probabilidades de incumplimiento. En fechas recientes Moody's adquirió KMV y se anticipa un cambio metodológico dramático en donde su nuevo sistema de calificaciones se basará en estimaciones de probabilidades de impago y no al revés como lo venía haciendo tradicionalmente. Asimismo, Standard & Poors acaba de anunciar la contratación de un nuevo equipo de conocidos especialistas en la materia que también se espera resultará en un cambio metodológico en su manera de calificar deudores.

Así, las técnicas de estimación que se presentan en este trabajo, parten de que para cada segmento de la cartera, se conoce el número de deudores que, estando al corriente en sus pagos en el periodo anterior, incumplen en el siguiente periodo. La relación entre el número de deudores que incumplen respecto al número total de deudores al corriente en el periodo anterior, es lo que se conoce como la tasa de incumplimiento de deudores dentro de los segmentos en que se divide la cartera de créditos. Con esta información, se pueden hacer estimaciones de probabilidades de incumplimiento y correlaciones. En este trabajo presentamos varios métodos de estimación y se discuten sus problemas y sus virtudes. En los métodos de estimación presentados, se especifican requisitos para la estimación de parámetros necesarios para evitar problemas de un mal condicionamiento de la matriz de covarianzas.

Actualmente hay dos grandes enfoques que permiten medir el riesgo de crédito: el de “marcar ha mercado” y el de los “modelos de impago o incumplimiento”. Se distinguen por la forma en que se consideran las pérdidas. En los modelos de impago un deudor sólo puede estar en uno de dos estados: pago o impago y las pérdidas que resulten solo se deben a los incumplimientos del deudor. En los modelos de marcar a mercado se consideran además las pérdidas resultantes del cambio en el valor de los créditos, debido a la migración de la calidad de los mismos. Sin embargo, las mayores diferencias entre ambos enfoques obedecen a la forma en que se conjugan los distintos elementos del riesgo de crédito para obtener la distribución de probabilidades de pérdidas. En CreditMetrics™, modelo de marcar ha mercado, el componente principal es la matriz de transición relacionada con un sistema de calificación y que provee el mecanismo de probabilidades que modela la migración de la calidad de los créditos.

El modelo de impago denominado “Capital y Riesgo de Crédito en Países Emergentes” (CyRCE), desarrollado por el Ingeniero Javier Márquez Diez Canedo, Gerente de Riesgos del Banco de México (Canedo, 2009) y que será objeto de aplicación en el presente trabajo, resulta apropiado para mercados emergentes en tanto en estos mercados la información es escasa, de mala calidad y no compatible con modelos de marcar a mercado, caracterizados por metodologías más complejas y con mayores requerimientos de información. Por otra parte, los modelos de marcar a mercado CreditRisk⁺ y CreditMetrics™, no

permiten obtener directamente reglas simples para establecer suficiencia de capital, ni identificar segmentos que presenten las mayores concentraciones de riesgos, ni establecer límites individuales para los créditos relacionados con el perfil de riesgos del portafolio, aspectos que sí contempla el CyRCE. Asimismo, Márquez Diez Canedo (2002) compara el CyRCE con las metodologías CreditMetricsTM y CreditRisk⁺ y al respecto señala que bajo ciertas equivalencias paramétricas es posible mapear CyRCE de y hacia CreditRisk⁺ y CreditMetricsTM. Tal ejercicio numérico, indica que la distribución de pérdidas producida por CyRCE es más centrada que la que producen los otros dos modelos. En general tiene menos peso en el rango bajo de pérdidas que CreditMetricsTM y menos peso en el rango alto de pérdidas que CreditRisk⁺. De la comparación de los tres métodos, Márquez Diez Canedo concluye que pese a encontrar diferencias en las distribuciones, sobre todo en las colas, los montos no son diametralmente distintos y apuntan siempre en el mismo sentido. Asimismo señala que se han efectuado ejercicios de robustez con resultados satisfactorios.

3.1. GESTIÓN Y ADMINISTRACIÓN DE RIESGOS

Las instituciones del sistema financiero controladas por la Superintendencia de Bancos y Seguros, deberán establecer esquemas eficientes y efectivos de administración y control de todos los riesgos a los que se encuentran expuestas en el desarrollo del negocio, conforme su objeto social, sin perjuicio del cumplimiento de las obligaciones que sobre la materia establezcan otras normas especiales y/o particulares. La administración integral de riesgos es parte de la estrategia institucional y del proceso de toma de decisiones. (Superintendencia de Bancos y Seguros del Ecuador, 2003)

Riesgo: Es la posibilidad de que se produzca un hecho generador de pérdidas que afecten el valor económico de las instituciones; (Superintendencia de Bancos y Seguros del Ecuador, 2003)

Administración de riesgos: Es el proceso mediante el cual las instituciones del sistema financiero identifican, miden, controlan, mitigan y monitorean los riesgos inherentes al negocio, con el objeto de definir el perfil de riesgo, el grado de exposición que la institución está dispuesta a asumir en el desarrollo del negocio y los mecanismos de cobertura, para proteger los recursos propios y de terceros que se encuentran bajo su control y administración. (Superintendencia de Bancos y Seguros del Ecuador, 2003)

Cada institución del sistema financiero tiene su propio perfil de riesgo, según sus actividades y circunstancias específicas; por tanto, al no existir un esquema único de administración integral de riesgos, cada entidad desarrollará el suyo.

La identificación del riesgo es un proceso continuo y se dirige a reconocer y entender los riesgos existentes en cada operación efectuada, y así mismo, a aquellos que pueden surgir de iniciativas de negocios nuevos.

Las políticas y estrategias de la institución del sistema financiero deben definir el nivel de riesgo considerado como aceptable; este nivel se manifiesta en límites de riesgo puestos en práctica a través de políticas, normas, procesos y procedimientos que establecen la responsabilidad y la autoridad para fijar esos límites, los cuales pueden ajustarse si cambian las condiciones o las tolerancias de riesgo.

Exposición: Está determinada por el riesgo asumido menos la cobertura implantada. (Superintendencia de Bancos y Seguros del Ecuador, 2003)

Comité de Administración Integral de Riesgos: Es el órgano creado por el directorio u organismo que haga sus veces de la institución del sistema financiero, responsable del diseño de las políticas, sistemas, metodologías, modelos y procedimientos, para la eficiente gestión integral de los riesgos y de manera específica en los identificados en la actividad que efectúa la entidad; y, de proponer los límites de exposición a éstos.

Unidad de administración integral de riesgos: Es el órgano autónomo responsable de identificar, medir, monitorear, controlar/mitigar y divulgar cada uno de los riesgos de identificados que enfrenta la institución del sistema financiero y su concordancia con las políticas que al efecto han sido emitidas por ella. Esta unidad deberá ser independiente de las áreas de negocios y del área de registro de operaciones, a fin de evitar conflictos de intereses y asegurar una adecuada separación de responsabilidades. Su tamaño y ámbito deberán estar en relación con el tamaño y la estructura de la institución y con el volumen y complejidad de los riesgos en los que incurra la entidad.

3.2. RIESGO DE CRÉDITO

Es la posibilidad de pérdida debido al incumplimiento del prestatario o la contraparte en operaciones directas, indirectas o de derivados que conlleva el no pago, el pago parcial o la falta de oportunidad en el pago de las obligaciones pactadas. (Superintendencia de Bancos y Seguros del Ecuador, 2003)

Elementos del riesgo de crédito: El riesgo de crédito puede analizarse en tres dimensiones básicas: Riesgo de incumplimiento, Exposición y Recuperación. Los eventos que originan los riesgos de crédito, son el incumplimiento y el deterioro de la calidad crediticia del acreditado, lo cual produce una migración del crédito a una categoría de calificación más baja.

Modelos de medición del riesgo de crédito: Existen múltiples modelos de valuación del riesgo de crédito, entre los que tenemos:

Tabla 1. Modelos de evaluación de Riesgo de Crédito

Modelos Tradicionales	Modelos Recientes
<ul style="list-style-type: none"> • Sistemas expertos (<i>Medición integral del riesgo de crédito, 2003a</i>) • Sistemas de calificaciones (Medina, 2007b) 	<ul style="list-style-type: none"> • Modelo KMV (<i>Medición integral del riesgo de crédito, 2003a</i>) • Modelo de valuación de Merton (<i>Medición integral del riesgo de crédito, 2003a</i>) • Modelo CreditMetrics™ (<i>Medición integral del riesgo de crédito, 2003a</i>) • Modelo CreditRisk+ (<i>Medición integral del riesgo de crédito, 2003a</i>) • Modelo de retorno sobre capital ajustado al riesgo (Haro, 2005b) • Modelo CyRCE (Canedo, 2009)

Fuente: (Haro, 2005) (Elizondo, 2004) (Canedo, 2009)

Elaborado: Autor

El desarrollo de modelos para la estimación de la probabilidad de incumplimiento surge de manera formal a fines de los años sesenta y durante la década de los setenta. Sin embargo desde los años treinta se inicia estudios basados en el análisis tradicional de razones financieras.

Elementos de un modelo de evaluación: Los componentes esenciales de un modelo son precisamente aquellos elementos que describen el riesgo de crédito per se. Sin embargo el análisis de riesgo de crédito debe considerar dos niveles de riesgo, el individual y el de portafolio, los elementos esenciales pueden ser agrupados de la siguiente manera:

Tabla 2. Elementos de un modelo de valuación

De riesgos individuales	De riesgos de portafolios
Probabilidad de incumplimiento	Incumplimiento y calidad crediticia correlacionada
Tasa de recuperación	Contribución al riesgo y concentración crediticia
Migración del crédito	

Elaboración propia con base en Chorafas 2000: 52 y Ong, 1999:56.

Incumplimiento: Es no efectuar el pago pactado dentro del período predeterminado; o, efectuarlo con posterioridad a la fecha en que estaba programado, o, en distintas condiciones a las pactadas en el contrato. (Superintendencia de Bancos y Seguros del Ecuador, 2003)

Probabilidad de incumplimiento (pi): Es la posibilidad de que ocurra el incumplimiento parcial o total de una obligación de pago o el rompimiento de un acuerdo del contrato de crédito, en un período determinado. (Superintendencia de Bancos y Seguros del Ecuador, 2003)

Pérdida esperada (PE): Es el valor esperado de pérdida por riesgo crediticio en un horizonte de tiempo determinado, resultante de la probabilidad de incumplimiento, el nivel de exposición en el momento del incumplimiento y la severidad de la pérdida. (Superintendencia de Bancos y Seguros del Ecuador, 2003)

Créditos Comerciales: Se entiende por créditos comerciales, todos aquellos otorgados a sujetos de crédito, cuyo financiamiento esté dirigido a las diversas actividades productivas. (Superintendencia de Bancos y Seguros del Ecuador, 2003)

Uno de los factores a tomar en cuenta por las instituciones financieras contraladas por la SBS en la evaluación de créditos comerciales y contingentes será el riesgo de mercado y del entorno económico el cual servirá para clasificar

a las operaciones de crédito en un determinado nivel de riesgo e indicar el nivel requerido de provisión (Curbera, 2013).

Diversificación de los riesgos: La evaluación del riesgo de los diversos sectores económicos y la diversificación de estos en la exposición de la Institución es una tarea de la Gerencia de Riesgos y la Administración Superior y obedece a la estrategia de desarrollo definida por la Institución. (Superintendencia de Bancos y Seguros del Ecuador, 2003)

La sensibilidad de un sector de la economía frente a una variación del entorno puede ser diferente según el sector, tanto en severidad como sentido de convergencia.

La concentración de la exposición de créditos lleva a altos niveles de correlación del riesgo; en el manejo de portafolios se busca disminuir esta correlación para bajar el riesgo total de éste (Haro, 2005).

La norma del Acuerdo Basilea II (Medina, 2007a) establece como Capital Regulatorio para efectos de riesgo de crédito, el 8 % de los Activos Ponderados por Riesgo de Crédito.

El Activo Ponderado por Riesgo se entiende como la exposición de cada tipo de activo a pérdidas no esperadas y por tanto al requerimiento de capital regulatorio que se estima suficiente para cubrir esas pérdidas no esperadas.

3.3. SISTEMAS EXPERTOS DE EVALUACIÓN

Los sistemas expertos tratan de captar la intuición de los expertos y sistematizarla aprovechando la tecnología, pues su campo de dominio de la cual intenta crear sistemas expertos y redes neuronales (Saavedra, 2010). Sin embargo, quedan limitados tan solo a la etapa de calificación, ya que no pueden establecer un vínculo teórico identificable con la probabilidad de impago y la gravedad de la pérdida, aunque si les resulta posible establecer una correspondencia entre calificaciones y probabilidades de quiebra *ex post*. (Carrera, 2005)

Los principales factores que deben tomarse en cuenta para decidir si se otorga o no un crédito son nombrados como las cinco C del crédito y son las siguientes:

Capacidad: La capacidad de pago del deudor es el factor más importante en la decisión del banco. Consiste en evaluar la habilidad y experiencia en los negocios que tenga la persona o empresa, su administración y resultados prácticos. Para esta evaluación se toma en cuenta la antigüedad, el crecimiento de la empresa, sus canales de distribución, actividades, giro zona de influencia, número de empleados, sucursales, etc., ya que se requiere saber cómo pagara el préstamo y para ello se necesita determinar el flujo de efectivo del negocio; incluso necesitan el historial del crédito del dueño y sus deudas pasadas y presentes (tanto las personales como las comerciales).

Capital: Se refiere a los valores invertidos en el negocio del acreditado, así como obligaciones, es decir, un estudio de las finanzas. Para la evaluación se requiere el análisis de su situación financiera. El análisis financiero detallado permite conocer completamente las posibilidades de pago, el flujo de ingreso y egreso, así como la capacidad de endeudamiento. El flujo de liquidez, la rotación de inventario, el tiempo promedio que tarde en pagar, etc., son algunas razones financieras importantes para este análisis.

Colateral: Son todos aquellos elementos que dispone el acreditado para garantizar el cumplimiento del pago en el crédito, es decir, las garantías o apoyos colaterales. Se evalúa a través de sus activos fijos, el valor económico y la calidad de estos, ya que en el análisis del crédito se establece que no deberá otorgarse un crédito sin tener prevista una segunda fuente de pago.

Carácter: Son las cualidades de honorabilidad y solvencia moral que tiene el deudor para responder al crédito. Se busca información sobre sus hábitos de pago y comportamiento en operaciones crediticias pasadas y presentes, en

relación con sus pagos. La valuación del carácter o solvencia moral de un cliente debe hacerse a partir de elementos contundentes, cuantificables y verificables, como:

- Referencias comerciales de otros proveedores con quienes tenga crédito.
- Un reporte de buro de crédito.
- La verificación de demandas judiciales.
- Referencias bancarias.

Condiciones: Son los factores exógenos que pueden afectar la marcha del negocio del acreditado, como las condiciones económicas y del sector o la situación política y económica de la región. Aunque dichos factores no están bajo el control del acreditado, se consideran en el análisis de créditos para prever sus posibles efectos.

La mayoría de este tipo de sistemas expertos han sido desarrollados por entidades financieras, así, las ventajas que presenta su utilización son:

- **Permanencia:** Por medio de los sistemas expertos queda registrada permanentemente la información, lo que permite conservar el conocimiento cuando desaparezcan los expertos humanos.
- **Reproducibilidad:** De un sistema experto se puede hacer muchas copias, pero capacitar a una persona es un proceso lento y costoso,
- **Eficiencia:** Si bien los sistemas expertos son caros de desarrollar, sus costos de desarrollo son razonables si se tiene en cuenta que pueden ser repartidos entre sus múltiples usuarios o si se compra con las elevadas retribuciones de los expertos humanos.
- **Consistencia:** Un sistema experto trata de igual manera todas las situaciones idénticas o similares y evita subjetividad. En contraste, los humanos pueden verse influidos por efectos distorsionadores, como el de proximidad (la información más reciente tiene un impacto desproporcionado en el juicio) o el de primacía (la primera información domina el juicio).

- **Exceso de confianza en el sistema:** Esto puede conducir a una falta de interés por aprender y desarrollar las capacidades de análisis, en el caso de los empleados no expertos y a una pérdida paulatina de la pericia de los analistas altamente calificados, por falta de entrenamiento.
- Si existe discrepancia entre el juicio del sistema y el del experto humano, puede producirse un rechazo del primero por parte del segundo.

De acuerdo con lo anterior, podemos señalar que los sistemas expertos son técnicas que presentan aun aspectos mejorables y posibilidades de desarrollo. Dentro de estos posibles desarrollos para el futuro tiene especial relevancia la implementación de técnicas de aprendizaje automático, que le permitan al sistema aprender por sí mismo a partir de una base de datos que contengan ejemplos de situaciones pasadas, lo cual evitara que los expertos humanos tengan que dedicar gran cantidad de tiempo a actualizar la aplicación. Entretanto, consideramos que los resultados que arrojen los sistemas expertos no se pueden tomar como definitivos al momento de realizar una evaluación de crédito, sino que deben ser complementados con la experiencia y conocimiento del evaluador.

3.4. MARCAR A MERCADO

En CreditMetricsTM el componente principal es la matriz de transición que está relacionada con un sistema de calificación, y que provee el mecanismo probabilístico que modela la migración de la calidad de los créditos.(PAZ-CURBERA, 2013)

CreditMetricsTM: Es un modelo de “marcar a mercado”, el componente principal es la matriz de transición que está relacionada con un sistema de calificación, y que provee el mecanismo probabilístico que modela la migración de la calidad de los créditos. Esto determina las pérdidas resultantes de los incumplimientos del deudor, y los cambios en el valor de mercado de los créditos de la cartera, a través de un proceso de simulación Montecarlo que toma en cuenta explícitamente la matriz de covarianzas de migración, para finalmente obtener la

distribución de pérdidas de la cartera. La matriz de transición, los cambios en el valor y las pérdidas debidas al incumplimiento de los créditos, así como las covarianzas de migración e incumplimiento se estiman a partir de datos estadísticos e información de mercado. En contraste, el proceso de simulación depende en gran medida de un supuesto de normalidad que permite establecer una relación entre la calidad del crédito y el valor de los activos de las empresas deudoras y aplicar el modelo de Merton (Medición integral del riesgo de crédito, 2003b) , así como determinar el comportamiento de migración conjunta de los créditos de la cartera.

3.5. MODELOS DE IMPAGO

CreditRisk⁺ es un modelo de impago que se fundamenta en el conjunto de probabilidades individuales de impago de los créditos en la cartera, y el supuesto de que las probabilidades de impago siempre son pequeñas, de manera que el número de incumplimientos en la cartera se puede aproximar adecuadamente por una distribución de probabilidad Poisson. (PAZ-CURBERA, 2013)

Modelo KMV: También se basa en el modelo de Merton. Define una “distancia al impago”, que es la diferencia entre el valor de los activos de las empresas y un cierto umbral, de manera que si esta cantidad es negativa, la compañía estaría en bancarrota y no podría cumplir con sus obligaciones. Para propósitos de estandarización, esta “distancia al impago” se mide como un múltiplo de la desviación estándar del valor de los activos de las empresas. KMV ha acumulado una gran base de datos, que usa para estimar probabilidades de impago y correlaciones, así como las distribuciones de pérdidas debidas al incumplimiento del deudor y a las migraciones de calidad de los créditos. Para una compañía en particular, esta probabilidad se aproxima por las “frecuencias esperadas de impago”; es decir, el cociente entre el número de compañías que están a la misma “distancia de impago” que realmente incumplieron, y el número total de compañías que están a la misma “distancia al impago” contenidas en la base de datos. (Haro, 2005a)

CreditRisk+: Es un modelo de impago en donde la piedra angular de la metodología, es el conjunto de probabilidades individuales de impago de los créditos en la cartera, y el supuesto de que las probabilidades de impago siempre son pequeñas, de manera que el número de incumplimientos en la cartera se puede aproximar adecuadamente por una distribución de probabilidad Poisson. En su versión más general, donde las probabilidades de impago pueden cambiar en el tiempo, se supone además que estas probabilidades están completamente explicadas por una suma ponderada de "**K factores de riesgo**" cada uno de ellos distribuido de acuerdo a una distribución Gamma independiente. Los ponderadores de los factores de riesgo difieren dependiendo de la calificación individual del deudor y, condicionados a estos factores, se supone que los incumplimientos de los deudores individuales se comportan como ensayos Bernoulli independientes. En este caso general, la correlación de impago está *implícita* en los patrones de covariación entre los factores de riesgo, y el **supuesto Poisson** conduce a una distribución Binomial Negativa para el número de incumplimientos. Una vez obtenida la distribución del número de incumplimientos en la cartera, procediendo con un enfoque actuarial, se selecciona una **unidad de pérdida** y dadas las tasas de recuperación de los créditos individuales, éstos se agrupan en **bandas donde la pérdida es la misma para cada crédito que cae en incumplimiento**. Con esto, se obtiene la **función generadora de probabilidad** de las pérdidas. Finalmente, se recurre a un procedimiento numérico de recursión para obtener la distribución de probabilidad de pérdidas. Este procedimiento involucra el cálculo de los coeficientes de dos polinomios cuyo orden es igual al producto del número de bandas y el número de factores de riesgo en un caso, y el producto del número de bandas menos uno y el número de factores de riesgo en el otro caso. Este cálculo puede implicar un esfuerzo computacional importante, si la cartera es grande y la unidad de pérdida escogida es pequeña. (PAZ-CURBERA, 2013)

Credit Portfolio View: Es un modelo discreto de periodos múltiples. Además del hecho de que esta metodología se concibe en un principio como un modelo dinámico, su atracción principal radica en que obtiene las probabilidades de impago como **funciones logit** de índices de variables macroeconómicas, que de

alguna manera representan el desempeño de la economía. La cartera se segmenta de acuerdo a la localización geográfica y a la actividad económica de los deudores, y se supone que los índices para cada segmento son funciones lineales de las variables macroeconómicas asociadas a cada segmento. Este modelo supone que cada variable macroeconómica sigue un proceso autoregresivo de segundo orden, y debido a las correlaciones en los errores de los modelos lineales para los índices y de las expresiones autoregresivas de las variables macroeconómicas subyacentes, los parámetros de ambas se estiman simultáneamente de un sistema de ecuaciones. Como **CreditMetricsTM**, **Credit Portfolio View** (PAZ-CURBERA, 2013) también recurre a la simulación de migraciones de calidad de los créditos a través de matrices de transición para obtener la distribución de las pérdidas. En este proceso, las matrices de transición **incondicionales** generadas por las agencias calificadoras se ajustan al **estado de la economía** de cada segmento, reduciendo o incrementando las probabilidades incondicionales de transición de acuerdo al cociente entre la probabilidad de impago simulada y la tasa promedio histórica incondicional de impago del segmento.

En una contribución de, Kreinin y Rosen (1999) proponen un modelo dinámico de etapas múltiples donde las probabilidades de impago se hacen depender de la evolución conjunta de los factores de riesgo de mercado y de crédito. Esto facilita la conjunción del riesgo de mercado y de crédito, con la virtud adicional de que el modelo puede cuantificar mejor la exposición de los segmentos a la contraparte, así como la posición en derivados de la cartera. Otra mejora en estos modelos recientes de riesgo de crédito es la posibilidad de modelar las exposiciones estocásticas mediante simulación, y la extensión del modelo de impago de Merton a etapas múltiples. La distribución de pérdidas se obtiene por simulación bajo la idea de "**Marcar a Futuro**" de las exposiciones de la contraparte y en el contexto de la probabilidad condicional de impago, alcanzando una gran eficiencia computacional.

Todas las metodologías mencionadas han contribuido al entendimiento de las ideas principales de los modelos de riesgo de crédito y ahora se acepta que

todos los modelos están convergiendo a producir resultados comparables. Los resultados de Crouhy et. al. (2000), Finger (1998) y Gordy (2000) indican que, bajo ciertas equivalencias paramétricas, las metodologías principales como **CreditMetricsTM** y **CreditRisk+** (PAZ-CURBERA, 2013) pueden “mapearse” una en la otra. Es importante notar que el énfasis de todas estas metodologías es producir una distribución de pérdidas, que se apega lo más posible a la realidad. Aunque difícilmente se puede ir en contra de este principio, el esfuerzo computacional requerido puede resultar impráctico para ciertos usuarios como los reguladores, quienes tienen que supervisar todo el sistema financiero, y no sólo un banco en particular. Además, el desarrollo de herramientas de gestión administrativa, tales como la obtención de reglas simples para establecer suficiencia de capital, la identificación de segmentos que presentan las mayores concentraciones de riesgo y el establecimiento de límites individuales para los créditos, que están directamente relacionados con el perfil de riesgo de la cartera, no se pueden obtener directamente. (Mays, 1998)

El modelo que aquí se presenta, supone que están dadas las probabilidades de incumplimiento de los créditos y sus covarianzas. Con estos elementos, se desarrolla un modelo de impago que obtiene una forma funcional de la distribución de pérdidas, suponiendo que puede caracterizarse por dos parámetros: la media y la varianza. Dada una distribución de pérdidas con una media y varianza específicas, no necesariamente Normal, es posible obtener el Valor en Riesgo (VaR) (Adelman, 1969) de la cartera como la pérdida esperada más un cierto múltiplo de la desviación estándar de las pérdidas. Esto conduce a una cota inferior de la razón de capitalización del banco y la desigualdad que resulte establece la suficiencia de capital. Del desarrollo del modelo emerge de manera natural el índice de “**Herfindahl-Hirschman**” (*Medición integral del riesgo de crédito*, 2003b) como medida de concentración, proporcionando una cuantificación precisa de la manera en que la concentración contribuye al riesgo de crédito de la cartera. Dos propiedades nuevas que se obtienen de este índice, relacionan los límites individuales de los créditos con la concentración existente en los distintos segmentos en los que se dividió la cartera, de tal manera que se garantice la suficiencia de capital. Los ejercicios numéricos realizados hasta la fecha en carteras reales, muestran resultados comparables con aquellos

obtenidos usando otras metodologías. Además, se observa que las distribuciones obtenidas aproximan aquéllas que se obtienen con las metodologías más estándar, pero con una reducción considerable en esfuerzo computacional. Dado que la medición de concentración es el corazón del modelo, se comenzará con la discusión de este tema (Joseph, 2007).

3.6. MODELO CAPITAL Y RIESGO DE CRÉDITO EN PAÍSES EMERGENTES (CYRCE)

Es una buena alternativa para mercados emergentes en donde la problemática está definida alrededor de la limitación en la información; además de que es una herramienta que brinda apoyo en la administración de riesgos y que permite solucionar el problema de cómo utilizar la distribución de probabilidad de pérdida para idénticas dimensiones de concentración de riesgo excesivo y fijar límites de crédito a partir de una medida de riesgo que para este caso es el Valor en Riesgo (VaR) de una cartera de créditos (Canedo, 2009).

(Maldonado y Pazmiño, 2008) El modelo CyRCE es uno de los modelos de riesgo de crédito que se ha desarrollado en los últimos años y permite evaluar de manera precisa la secuencia del capital y provisiones por incobrabilidad de una cartera crediticia de un banco, para lo cual compara el VaR de dicha cartera a un determinado nivel de confianza y horizonte de tiempo con las provisiones por incobrabilidad más el capital, de tal manera que el banco puede medir el riesgo asumido a un nivel de confianza dado. Con esto, se logra encontrar una regla explícita que relacione el riesgo de crédito con la suficiencia de capital y provisiones que es uno de los temas más importantes tanto para los reguladores como para los administradores de riesgo.

Por otro lado, este modelo supone que la distribución de pérdida de la cartera presenta una forma funcional misma que puede ser caracterizada por dos parámetros siendo estos la media y la varianza; así, en este modelo el VaR puede establecerse como la suma de la pérdida esperada más un cierto múltiplo de la desviación estándar de las pérdidas (pérdida inesperada). Este valor de riesgo de crédito así definido, se adopta como cota inferior al importe de capital

y provisiones por incobrabilidad de la cartera de créditos que debe mantener un banco para que exista suficiencia de capital y provisiones; es decir, lo que se requiere es que las pérdidas esperadas e inesperadas estén cubiertas como mínimo por capital y provisiones por incobrabilidad de la cartera de créditos (Canedo, 2009).

Cabe hacer notar que cuando se refiere a suficiencia de capital, el modelo CyRCE puede considerar en su análisis al capital contable, el regulatorio o el económico; de tal manera que de acuerdo al tipo de capital, el banco puede medir el riesgo específico asumido. Además la comparación entre el VaR y la suficiencia de capital y provisiones permite establecer una relación explícita entre el requerimiento de capital, provisiones y el riesgo de crédito.

En el modelo CyRCE, el VaR puede definirse como una expresión cerrada, la cual permite descomponer al riesgo en dos elementos esenciales siendo estos la probabilidad de incumplimiento individual de los créditos y la concentración en la cartera de créditos, donde la concentración por número de créditos es un factor que afecta al riesgo de crédito de la cartera debido a la existencia de correlación entre incumplimientos.

Por tanto, se puede concluir entonces que el modelo CyRCE logra que el banco pueda atender los siguientes problemas:

1. Concentración de riesgos
2. Determinación adecuada de los límites de los créditos a partir de una medida de concentración.

3.7. ÍNDICE DE CONCENTRACIÓN

La obtención de una medida de concentración y su contribución al riesgo en carteras de créditos así como la identificación de segmentos que exhiban concentración excesiva, son problemas que hasta el momento no se han podido resolver a pesar de su gran importancia. (*Medición integral del riesgo de crédito*, 2003b)

Los índices de concentración básicamente es un valor estadístico, el grado de concentración que presenta una rama. La formulación algebraica de los índices de concentración toma como referencia, por una parte, la cuota de mercado de las empresas integrantes.

Este índice tiene algunas propiedades de especial interés. En primer lugar, se puede expresar en función del coeficiente de variación del tamaño de las empresas y del número de ellas, son las dos variables que determinan el grado de concentración de una rama de actividad. (*Medición integral del riesgo de crédito*, 2003b)

El Índice Herfindahl-Hirschman (IHH): Es la medida de concentración más ampliamente tratada en la teoría y, a menudo sirve como un punto de referencia para la evaluación de otros tipos de índices de concentración. En los Estados Unidos, el IHH juega un papel significativo en el proceso de ejecución de la legislación antimonopolio bancario. (*Medición integral del riesgo de crédito*, 2003b)

$$HHI = \sum_{i=1}^n s_i^2 \quad (3.1)$$

donde:

s_i son las cuotas de mercado

y n los segmentos o sectores

Que se define y calcula como la suma de los cuadrados de las cuotas de mercado de las empresas del sector. Como se mencionó anteriormente, el Índice Herfindahl-Hirschman hace hincapié en la importancia de los bancos más grandes mediante la asignación de un mayor peso que los bancos más pequeños, e incorpora cada banco individualmente.

El índice IHH oscila entre $1/n$ y 1 , alcanzando su valor más bajo ($1/n$) cuando todos los bancos en un mercado son de igual tamaño, y llega a la unidad en el caso de existir un monopolio. Davies (1979) analiza la sensibilidad de la IHH en

sus dos componentes, es decir, el número de bancos en el mercado y la desigualdad entre las cuotas de mercado de los diferentes bancos, en conclusión cuanto mayor sea el número de bancos en la industria el índice se vuelve menos sensible a los cambios.

3.8. MODELO DE PROBABILIDAD DE INCUMPLIMIENTO PARA EMPRESAS

El interés de los profesionales de las finanzas por contar con modelos de predicción de insolvencia en las empresas, ha llevado a varios expertos en la materia en todo el mundo, a desarrollar modelos matemático-financieros que permitan diagnosticar y predecir con cierta anticipación la insolvencia financiera empresarial.

Para efectos de este estudio, se han seleccionado los modelos de predicción de insolvencia considerados como los más conocidos y confiables.

- z de Altman
- modelo Fulmer
- modelo Springate
- modelo Ca-score

Z de Altman: Creado por Edward Altman con base en un análisis estadístico iterativo de discriminación múltiple en el que se ponderan y suman cinco razones de medición para clasificar las empresas en solventes e insolventes.

Para el desarrollo de su modelo en 1966, Altman tomó una muestra de 66 empresas de las cuales 33 habían quebrado durante los 20 años anteriores y 33 seguían operando a esa fecha. A la muestra le calculó 22 razones financieras que clasificó en 5 categorías estándar: liquidez, rentabilidad, apalancamiento, solvencia y actividad. Después de numerosas corridas, se seleccionaron las 5 variables que juntas dieron el mejor resultado en la predicción de la insolvencia. Esto se hizo mediante:

1. Observación estadística de varias funciones, incluyendo la contribución relativa de cada variable independiente.
2. Evaluación de intercorrelaciones entre las variables relevantes.
3. Observación de la precisión en la predicción de los modelos y,
4. Criterio del analista.

La función queda de la siguiente manera:

$$Z1 = 0.717 X1 + 0.847 X2 + 3.107 X3 + 0.420 X4 + 0.998 X5 \quad (3.2)$$

Dónde: X1 =Capital de trabajo / Activo total,

X2 =Utilidades retenidas / Activo total,

X3 =Utilidades antes de intereses e impuestos / Activo total,

X4 =Valor de mercado del capital / Pasivo total y,

X5 = Ventas / Activo total.

El resultado indica que, Si $Z \geq 2.99$, la empresa no tendrá problemas de insolvencia en el futuro; si $Z \leq 1.81$, entonces es una empresa que de seguir así, en el futuro tendrá altas posibilidades de caer en insolvencia. El modelo considera que las empresas se encuentran en una "zona gris" o no bien definida si el resultado de Z se encuentra entre 1.82 y 2.98.

Debido a que este modelo aplicaba sólo a empresas manufactureras que cotizaban en bolsa, Altman hizo una revisión del mismo y obtuvo dos nuevas versiones, el Z1 y el Z2. (Hilbert, 2002)

Modelo Z1 de Altman

Este modelo es una variación del modelo Z original, en el que se sustituye, por un lado, el numerador en X4 por el valor del capital contable en lugar del valor de mercado del capital y en el que la ponderación de cada índice también se modifica. Las adaptaciones se hicieron con el fin de aplicarlo a todo tipo de empresas y no solamente a las que cotizaran en bolsa.

Esta versión se desarrolló con empresas manufactureras y pondera de manera importante el activo total de la empresa y su rotación.

La función queda de la siguiente manera:

$$Z1 = 0.717 X 1 + 0.847 X 2 + 3.107 X 3 + 0.420 X 4 + 0.998 X 5 \quad (3.3)$$

Si $Z1 \geq 2.90$, la empresa no tendrá problemas de insolvencia en el futuro; si $Z1 \leq 1.23$, entonces es una empresa que de seguir así, en el futuro tendrá altas posibilidades de caer en insolvencia. Si el resultado de $Z1$ es de entre 1.24 y 2.89, se considera que la empresa se encuentra en una "zona gris" o no bien definida. (Hilbert, 2002)

Modelo Z2 de Altman: Esta versión es un ajuste del modelo anterior $Z1$ en la que se elimina la razón de rotación de activos $X5$, para aplicarlo a todo tipo de empresas y no sólo a manufactureras. Este nuevo modelo pondera de manera importante la generación de utilidades en relación al activo, así como su reinversión.

La función final es:

$$Z2 = 6.56 X 1 + 3.26 X 2 + 6.72 X 3 + 1.05 X 4 \quad (3.4)$$

Si $Z2 \geq 2.60$, la empresa no tendrá problemas de insolvencia en el futuro; si $Z2 \leq 1.10$, entonces es una empresa que de seguir así, en el futuro tendrá altas posibilidades de caer en insolvencia. Las empresas se ubicarán en una zona no bien definida si el resultado de $Z2$ se encuentra entre 1.11 y 2.59.

MODELO FULMER: Desarrollado en 1984 por Fulmer, también utiliza el análisis iterativo de discriminación múltiple. El autor evaluó 40 razones financieras aplicadas a una muestra de 60 empresas, 30 solventes y 30 insolventes.

El modelo final toma 9 razones financieras ponderadas, de acuerdo a la siguiente ecuación:

$$H = 5.528 X1 + 0.212 X2 + 0.073 X3 + 1.270 X4 - 0.120 X5 + 2.335 X6 + 0.575 X7 + 1.083 X8 + 0.894 X9 - 6.075 \quad (3.5)$$

Dónde: X1 = Utilidades retenidas / Activo total,

X2 = Ventas / Activo total,

X3 = Utilidades antes de impuestos / Capital contable,

X4 = Flujo de caja / Pasivo total,

X5 = Deuda / Activo total,

X6 = Pasivo circulante / Activo total,

X7 = Activo total tangible,

X8 = Capital de trabajo / Pasivo total,

X9 = logaritmo (Utilidad operativa / Gastos financieros).

Cuando $H < 0$, la empresa puede calificarse como "insolvente".

Fulmer obtuvo el 98 % de precisión aplicando su modelo con un año de anticipación a la insolvencia y 81% con más de un año (Hilbert, 2002)

MODELO SPRINGATE: Este modelo fue desarrollado en 1978 por Gordon L.V. Springate de la Universidad Simón Fraser de Canadá, siguiendo los procedimientos desarrollados por Altman. Springate usó el análisis estadístico iterativo de discriminación múltiple¹ para seleccionar cuatro de 19 razones financieras de uso frecuente que mejor distinguieron entre los buenos negocios y los candidatos a insolvencia. El modelo Springate tiene la siguiente forma:

¹ Este método actúa con información obtenida por observación o por relación de cifras, es decir, variable dependiente no métrica y variables independientes métricas, puede revisarse más en (Parra, 2011)

$$Z = 1.03A + 3.07B + 0.66C + 0.40D \quad (3.6)$$

Dónde:

A = Capital de trabajo / Activo total,

B = Utilidad neta antes de intereses e impuestos / Activo total,

C = Utilidad neta antes de impuestos / Pasivo circulante,

D = Ventas / Activo total.

Cuando $Z < 0.862$, la firma podría considerarse como "insolvente".

Este modelo logró una precisión del 92.5% en 50 empresas que examinó Springate. Botheras (1979) probó el modelo de Springate en 50 empresas con un activo promedio de 2.5 millones de dólares canadienses y encontró el 88.0% de exactitud. Sands (1980) tomó el modelo de Springate para 24 empresas con un activo promedio de 63.4 millones de dólares canadienses y encontró una precisión de 83.3%. (Hilbert, 2002)

MODELO CA-SCORE: La Orden de Contadores Certificados de Quebec (Quebec CA's) recomienda este modelo y, según dice quien lo desarrolló, lo usan cerca de 1,000 analistas financieros en Canadá.

Este modelo fue desarrollado por Jean Legault de la Universidad de Quebec en Montreal, usando el análisis estadístico iterativo de discriminación múltiple. Fueron analizadas 30 razones financieras de una muestra de 173 empresas manufactureras con ventas anuales del rango de entre 1 a 20 millones de dólares canadienses.

El modelo tiene la siguiente forma:

$$CA - SCORE = 4.5913 X 1 + 4.5080 X 2 + 0.3936 X 3 - 2.7616 \quad (3.7)$$

Dónde:

X1 = Capital contable / Activo total,

$X_2 = (\text{Utilidades antes de impuestos y Rubros extraordinarios} + \text{Gastos financieros}) / \text{Activo total}$, $X_3 = \text{Ventas} / \text{Activo total}$.

Cuando CA-SCORE < -0.3, la empresa puede considerarse como "insolvente".

El autor del modelo informó (1987) que éste tiene un promedio de confianza del 83% y está restringido a evaluar empresas manufactureras. (Hilbert, 2002).

4. FUNDAMENTOS MATEMÁTICOS

En el presente capítulo se tomarán en cuenta la metodología a utilizarse en el desarrollo del proyecto como la determinación del incumplimiento para la construcción de un modelo z-score, las pruebas realizadas al mismo, la construcción del modelo CyRCE, CyRCE Gamma y todos sus componentes como la determinación del monto en riesgo, la suficiencia de capital, la concentración de la cartera de crédito.

Nos servirá además para la construcción de un modelo CreditRisk⁺ utilizado principalmente en los cálculos de valor en riesgo de la cartera de crédito principalmente por su función de distribución que describe de manera adecuada el comportamiento de la cartera de crédito de las instituciones financieras, el mismo servirá para realizar un comparación de las distribuciones de probabilidad de pérdida entre CyRCE con una distribución Gamma y CreditRisk⁺

4.1. DEFAULT O INCUMPLIMIENTO.

El interés de los profesionales de las finanzas por contar con modelos de predicción de insolvencia en las empresas, ha llevado a varios expertos en la materia en todo el mundo, a desarrollar modelos matemático-financieros que permitan diagnosticar y predecir con cierta anticipación la insolvencia financiera empresarial.

Para determinar el default o el incumplimiento de las empresas se construirá un modelo de quiebra empresarial con la información de las empresas de la Institución Financiera que estamos analizando, tomando en cuenta el modelo Z-score propuesto por Edward I. Altman, (Hilbert, 2002)

4.2. ANÁLISIS DE COSECHAS

Se considera el término cosecha como, el conjunto de créditos que son otorgados en un período determinado por las entidades de intermediación financiera, desembolsos que son concedidos en cualquier instante del tiempo, por lo tanto el tiempo es una variable continua para efecto de crédito; las cosechas pueden ser diarias, mensuales, trimestrales, etc.. En este sentido, es importante establecer cuál será el horizonte de tiempo que se va a definir como cosecha, dependiendo de los plazos en las modalidades de crédito. Es importante aclarar que cada análisis de cosechas se lo hace en forma separada, por ejemplo no se debe mezclar un análisis de cosechas de los créditos de consumo con los créditos comerciales, por consiguiente se debe segmentar la base por líneas de crédito o de negocio.

El análisis de cosechas es una herramienta o metodología que permite observar y analizar el comportamiento o evolución de la cartera en el tiempo, que puede ser afectado por eventos negativos macroeconómicos externos o internos.

Adicionalmente los indicadores de cosecha se calculan a través del indicador de calidad (IC), medido como la relación entre la cartera riesgosa (créditos calificados como B1, B2, C1, C2, D y E) y la cartera bruta, en un período determinado; su análisis permite examinar su evolución, así como comparar el comportamiento entre cosechas. (SBS, 2013)

$$IC_T = \frac{\sum_i C_{t,i}(B_1) + \sum_j C_{t,j}(B_2) + \sum_k C_{t,k}(C_1) + \sum_l C_{t,l}(C_2) + \sum_m C_{t,m}(D) + \sum_n C_{t,n}(E)}{\sum_h C_{t,h}} \quad (4.1)$$

Dónde:

$\sum_i C_{t,i}(B_1)$: Suma de la cartera de crédito con calificación en el tiempo t.

$\sum_j C_{t,j}(B_2)$: Suma de la cartera de crédito con calificación en el tiempo t.

$\sum_k C_{t,k}(C_1)$: Suma de la cartera de crédito con calificación en el tiempo t.

$\sum_l C_{t,l}(C_2)$: Suma de la cartera de crédito con calificación en el tiempo t.

$\sum_m C_{t,m}(D)$: Suma de la cartera de crédito con calificación en el tiempo t.

$\sum_n C_{t,n}(E)$: Suma de la cartera de crédito con calificación en el tiempo t.

$\sum_h C_{t,h}$: Suma de la cartera bruta en el tiempo t.

4.3. MODELO CYRCE.

Normalmente en la implementación de cualquier modelo de riesgo de crédito, se supone que los créditos se pueden agrupar de manera que todos los créditos dentro de un grupo tienen características comunes, y los parámetros o elementos que determinan las pérdidas potenciales que pueden ocasionar los créditos del grupo son iguales para todos sus miembros. Por ejemplo, en CreditMetricsTM los créditos se agrupan por su calificación, con lo cual todos los créditos con la misma calificación tienen la misma probabilidad de migrar a los diferentes estados de calidad (calificación) y la misma probabilidad de incumplimiento. En CreditRisk⁺, todos los créditos con la misma calificación y que dependen de la misma manera de los factores de riesgo que las determinan, tienen la misma probabilidad de incumplimiento. Además, en este último paradigma, los créditos se agrupan en “cubetas” de igual número de “unidades de pérdida”; es decir: se supone que la pérdida que genera el incumplimiento de un deudor es la misma para todos los deudores que están en la misma cubeta. En CyRCE, el resultado de segmentar la cartera es que se supone que las probabilidades de incumplimiento son iguales para todos los créditos de un segmento, así como la correlación entre ellos. Pero además, la correlación de incumplimiento entre los créditos de un segmento y los de otro, también es la misma. (Canedo, 2009)

Este modelo supone que la distribución de pérdida de la cartera presenta una forma funcional misma que puede ser caracterizada por dos parámetros siendo estos la media y la varianza; así, en este modelo el VaR puede establecerse como la suma de la pérdida esperada más un cierto múltiplo de la desviación estándar de las pérdidas (pérdida inesperada). Este valor de riesgo de crédito así definido, se adopta como cota inferior al importe de capital y provisiones por incobrabilidad de la cartera de créditos que debe mantener un banco para que exista suficiencia de capital y provisiones; es decir, lo que se requiere es que las pérdidas esperadas e inesperadas estén cubiertas como mínimo por capital y provisiones por incobrabilidad de la cartera de créditos.

En el modelo CyRCE, el VaR puede definirse como una expresión cerrada, la cual permite descomponer al riesgo en dos elementos esenciales siendo estos la probabilidad de incumplimiento individual de los créditos y la concentración en la cartera de créditos, donde la concentración por número de créditos es un factor que afecta al riesgo de crédito de la cartera debido a la existencia de correlación entre incumplimientos.

Por tanto, se puede concluir entonces que el modelo CyRCE logra que el banco pueda atender los siguientes problemas:

1. Concentración de riesgos
2. Determinación adecuada de límites de los créditos a partir de una medida de concentración.
3. Medición del requerimiento de capital y provisiones en función del riesgo asumido
4. Planificación crediticia para cada segmento de crédito.

Este último punto se refiere a que este modelo permite analizar los diferentes segmentos de créditos logrando establecer límites individuales diferenciados por segmento, obtener una medida de concentración del riesgo para cada segmento, establecer el requerimiento de capital y provisiones por segmento de crédito. (Maldonado y Pazmiño, 2008)

4.4. MONTO EN RIESGO, SUFICIENCIA DE CAPITAL, CONCENTRACIÓN Y LÍMITES

Actualmente, las medidas que abordan los intermediarios financieros en materia de riesgo de concentración se refleja en la imposición de límites máximos o topes para el monto de crédito que se puede otorgar a lo largo de diferentes segmentos de la cartera; es decir: tipo de crédito, región, sector, etc. Normalmente, este límite se especifica como una porción " δ " de capital " K ". Sin embargo, cuando se habla de concentración, se piensa más bien en términos de que "parte del pastel"

del crédito total otorgado por un banco le toca a un deudor. El argumento que hace evidente que la fijación de límites como proporciones del capital no dice mucho en términos de concentración es muy simple:

- Se puede cumplir con la norma de límites, otorgando un solo crédito que no exceda la proporción " δ " del capital. Bajo cualquier perspectiva, esto representaría una cartera totalmente concentrada.
- Análogamente, se puede tener una cartera de un millón de créditos, en donde todos los créditos son del mismo tamaño. Esta será una cartera totalmente diversificada independientemente de que respete o no el límite.

Por lo tanto, para propósitos de concentración, se fijara el límite como una proporción " θ " del valor total de la cartera " V ". Además se puede comprobar fácilmente que δ y θ están relacionados linealmente, a través de la razón de capitalización del banco, por lo que no se pierde generalidad. Para ver esto, sea f_k el monto del "k-ésimo" de "N" créditos de la cartera y nótese que:

$$f_k \leq \delta K = \delta \frac{K}{V} \cdot V = \delta \psi V = \theta V; k = 0, 1, 2, 3, \dots, N \quad (4.2)$$

Donde $\psi = \frac{K}{V}$ es la razón de capitalización del banco. Así $\theta = \delta \psi$, o lo que es lo mismo:

$$\delta K = \theta V \quad (4.3)$$

De esto se deduce que la práctica de fijar límites a los créditos, en términos de proporciones del capital con el propósito de controlar concentración, solo tiene sentido si la proporción " δ " guarda la relación con la razón de capitalización " ψ ". Por lo anterior, de aquí en adelante se considera que el límite sobre el tamaño de los créditos se fija en función del valor de la cartera del banco y no de un capital. En el análisis que sigue se supone que hay una sola relación homogénea de concentración, de manera que la probabilidad de que falle cualquiera de los créditos es la probabilidad promedio calculada indicada anteriormente (16.76%). Simbólicamente el límite sobre el tamaño de los créditos se puede representar sobre la restricción siguiente:

$$f_k \leq \theta V, k = 1, 2, 3, \dots, N \quad (4.4)$$

Ahora se procede como un modelo de impago típico, obteniendo en primer lugar el número de incumplimientos para después calcular la pérdida dado el número de incumplimientos. En este caso simple, si la concentración tiene que ver con el número de deudores que tienen más crédito, entonces la máxima concentración que se puede tener, respetando el límite, es cuando se concentra todo el crédito en un mínimo número de créditos "n" que respeta la restricción previa es decir:

$$f_k = \begin{cases} \theta V; & k = 0, 1, 2, 3, \dots, n \\ 0; & k = n + 1, n + 2, \dots, N \end{cases}$$

y

$$n\theta V = V \Rightarrow n\theta = 1 \text{ o } n = 1/\theta \quad (4.5)$$

Aquí se aprecia claramente como el límite, en términos del valor total de la cartera, si afecta la máxima concentración que este puede tener, ya que cuando menos tiene que estar repartido el crédito entre "n" deudores.

Ahora, sea "p" la probabilidad de impago, para nuestro ejercicio es del 16.76%. Entonces, la probabilidad que "m" de los "n" créditos dejen de pagar se distribuye de acuerdo con una binomial, es decir:

$$\Pr\{m; n\} = \binom{n}{m} p^m (1-p)^{n-m} \quad (4.6)$$

Como es bien sabido, la distribución binomial se puede aproximar con una distribución normal donde:

$$\mu = np \text{ y } \sigma = \sqrt{np(1-p)} \quad (4.7)$$

Ahora, sea "α" el nivel de concentración adoptado y sea:

$$n_{\alpha} = np + z_{\alpha}\sqrt{np(1-p)} \quad (4.8)$$

Es decir la probabilidad de que más de " n_{α} " créditos caigan en un impago es menor que " α ". En la expresión anterior, " z_{α} " es la variable normal estandarizada que corresponde al nivel de confianza " α " escogido. Ahora, si cada crédito vale " θV " lo anterior significa que el monto en riesgo para una cartera que exhibe este patrón de concentración, con nivel de confianza " α " es:

$$Var_{\alpha} = n_{\alpha}\theta V = [np + z_{\alpha}\sqrt{np(1-p)}]\theta V \quad (4.9)$$

Para establecer suficiencia de capital, se requiere que la pérdida con nivel de confianza " α " no exceda el capital " K "; es decir:

$$[np + z_{\alpha}\sqrt{np(1-p)}]\theta V \leq K \quad (4.10)$$

Para propósitos de estandarización y poder hacer comparaciones, es conveniente replantear la desigualdad en términos relativos al valor de la cartera. Por lo tanto la suficiencia de capital existe si se satisface la siguiente desigualdad:

$$\psi = \frac{Var_{\alpha}}{V} = p + z_{\alpha}\sqrt{p(1-p)}\theta \quad (4.11)$$

En la expresión anterior $\psi = \frac{K}{V}$ es la "*razón de capitalización*" es decir, el inverso de cuantas veces tiene prestado su capital el banco. Despejando θ de lo anterior se llega a una expresión que permite determinar el límite individual según:

$$\theta \leq \frac{(\psi - p)^2}{z_{\alpha}^2 p(1-p)} = \Theta(p, \psi, \alpha) \quad (4.12)$$

En la expresión de suficiencia de capital se aprecia que el requerimiento de capital, medido en términos de la razón de capitalización " ψ ", debe ser cuando

menos la razón del valor en riesgo respecto al valor de la cartera. Pero más ahí, esta última razón, que representa el riesgo asumido por el banco, se descompone en la probabilidad de incumplimiento de los deudores "p", más " z_α " veces la desviación estándar de la variable Bernoulli, multiplicada por el indicador de concentración " θ " que es el límite individual impuesto a los créditos. Así, como en la expresión del riesgo de cartera la cartera aparece de forma explícita un indicador de concentración, que en este caso es " θ ". Además permite obtener una cota para el límite individual.

Evidentemente, el patrón de concentración descrito, en donde la cartera de crédito contiene exactamente "n" crédito en el tope permitido, no corresponde a lo que se observa en la realidad. Por lo tanto, es importante ver si se puede obtener un indicador de concentración que tenga sentido en monto en riesgo y que permitiera un poco más de juego en la conformación de la cartera crediticia de un banco. Así, sea $F = (f_i) \in E^n$ el vector que representa la cartera de crédito², de manera que:

f_i = La pérdida en caso de que incumpla el i-ésimo crédito de la cartera; $i = 1, 2, \dots, N$

Entonces, si la probabilidad de impago de cada crédito es "p" y suponiendo independencia, podemos definir "N" variables aleatorias dicotómicas de pérdida en caso de incumplimiento " x_i " tales que:

$$x_i = \begin{cases} f_i & \text{con probabilidad } p \\ 0 & \text{con probabilidad } 1 - p \end{cases}$$

Hasta aquí todos estamos de acuerdo. La razón de que se haya adoptado diferentes caminos a partir de aquí, es que, al ser $F = (f_i)$ un vector arbitrario es difícil conocer la distribución exacta de $\sum_{i=1}^N x_i$. Lo que cambia significativamente de un paradigma a otro es como se hace la convolucion³ de lo anterior para tomar en cuenta la distribución de los elementos del vector **F**. **CreditRisk+** ataca el problema mediante funciones generadoras de probabilidades, mientras que **CreditMetrics™** lo hace con simulación Montecarlo. En **CyRCE** se toma un

² E^n denota al espacio euclidiano N-dimensional.

³ Si se desea más detalle revisar el ANEXO C de la página 118

camino más pragmático. Se sabe que $E(x_i) = pf_i$ y que $VaR(x_i) = p(1-p)f_i^2$ y por lo tanto:

$$a) \mu = E(\sum_{i=1}^N x_i) = \sum_{i=1}^N pf_i = pV ; \text{ donde } V = \sum_{i=1}^N f_i$$

$$b) \sigma^2 = VaR(\sum_{i=1}^N x_i) = \sum_{i=1}^N VaR(x_i) = p(1-p)f_i^2 = p(1-p)\sum_{i=1}^N f_i^2$$

Entonces, bajo el supuesto de independencia, y de que la distribución de pérdidas se puede caracterizar por su media y su varianza, el valor en riesgo de la cartera para un cierto nivel de confianza es:

$$VaR_\alpha = \mu + z_\alpha \sigma = pV + z_\alpha \sqrt{p(1-p) \sum_{i=1}^N f_i^2} \quad (4.13)$$

Siguiendo la tónica del análisis anterior, si se requiere que $VaR_\alpha \leq K$ dividiendo entre V se obtiene:

$$p + z_\alpha \sqrt{\frac{p(1-p) \sum_{i=1}^N f_i^2}{(\sum_{i=1}^N f_i)^2}} \leq \frac{K}{V} = \psi \quad (4.14)$$

Para recuperar la cota sobre el tamaño de los créditos, después de un poco de algebra se llega a:

$$H(F) = \frac{\sum_{i=1}^N f_i^2}{(\sum_{i=1}^N f_i)^2} \leq \frac{(\psi - p)^2}{z^2 p(1-p)} = \Theta(p, \psi, \alpha) \quad (4.15)$$

Adecuado a nuestro ejercicio tendremos que:

f_i : El saldo de las operaciones de crédito.

N : Total de operaciones de crédito.

p : Probabilidad de incumplimiento.

ψ : Razón de capitalización.

z^2 : Nivel de confianza con una distribución normal.

Nótese que la cota obtenida es exactamente la misma que la que se obtuvo en el primer caso cuando se puso que la cartera crediticia consistía en “n” créditos del mismo monto θV . Obviamente, la gran diferencia es que en lugar de usar el límite de crédito otorgable aun deudor como medida de concentración ahora la concentración del crédito esta medida por:

$$\text{Concentración} = H(F) = \frac{\sum_{i=1}^N f_i^2}{(\sum_{i=1}^N f_i)^2} \quad (4.16)$$

Con esto la relación de suficiencia de capital queda:

$$\psi = p + z_{\alpha} \sqrt{p(1-p)H(F)} \quad (4.17)$$

Al igual que la ecuación (4.11) se aprecia como la ecuación (4.17) se puede descomponer la varianza de manera que queda explicita la contribución de la concentración, ahora medida a través del índice de Herfindahl-Hirschman, al riesgo de la cartera. Este índice ha sido ampliamente estudiado y se le conocen varias propiedades importantes. Así, se sabe que toma valores entre el recíproco de “N” y uno⁴, y que su inverso, llamado por Adelman⁵ “*el equivalente numérico*”, para propósitos de riesgo de crédito se puede interpretar como: *El número de créditos del mismo tamaño que proporcionarían un determinado valor de índice*. Se sabe, además, que cumple con una serie de propiedades como las de “*transferencias*”⁶, que son deseables para los índices de concentración.⁷

⁴ Sin embargo, se puede normalizar fácilmente ya que $\psi(F) = \frac{N - \frac{1}{H(F)}}{N-1}$ toma valores entre cero y uno.

⁵ Véase Adelman (1969) y Kelly.

⁶ Quiere decir que el valor del índice no cambia ante permutaciones, en los números y/o al restarle una cantidad a una entrada para agregársela a otra.

⁷ Véase Cowell(1995) y Encaoua y Jacquemin (1980)

4.5. ANÁLISIS DE LAS DESIGUALDADES DE SUFICIENCIA DE CAPITAL

El primer punto importante a notar es que, con las limitaciones del caso, la desigualdad de la ecuación (4.17) proporciona un medio para controlar la concentración, de manera que existe suficiencia de capital para enfrentar el riesgo de crédito asumido por un banco. Todos los elementos se pueden medir, aunque no necesariamente con la precisión deseada. Por ejemplo, la razón de capitalización siempre ha sido objeto de regulación y como se vio anteriormente, la probabilidad de impago " p " se puede medir de muchas maneras.

El teorema siguiente resume las principales implicaciones de las relaciones anteriores y verifica la consistencia del modelo. El resultado se introduce temprano por que no cambia con las generalizaciones posteriores, donde se reflejan los supuestos de igualdad de probabilidades de impago e independencia, y porque muestra el poder del modelo para la administración de riesgos, la regulación y la supervisión bancaria.

Teorema 1:

- i. Si $H(F) > \theta(p, \psi, \alpha)$, el capital del banco está en riesgo para el nivel de confianza escogido.
- ii. Si $p > \psi$, el capital del banco es insuficiente para enfrentar el riesgo asumido para cualquier nivel de r=confianza y valor de la medida de concentración $H(F)$.
- iii. Hay una relación directa entre la concentración admisible y la razón de capitalización ψ , y una relación inversa entre la concentración admisible y la probabilidad de incumplimiento " p ".
- iv. Si $\theta(p, \psi, \alpha) > 1$, cualquier nivel de concentración es aceptable.

Prueba:

- i. Aunque por concentración debe ser evidente, se verifica rápidamente: $H(F) > \theta(p, \psi, \alpha)$ entonces:

$$VaR_{\alpha} = (p + z_{\alpha}\sqrt{H(F)pq})V > (p + z_{\alpha}\sqrt{\theta pq})V = \left(p + \frac{z_{\alpha}\sqrt{pq}(\psi - p)}{z_{\alpha}\sqrt{pq}}\right)V = K \quad (4.18)$$

- ii. De ecuación (4.17), como $z_{\alpha}\sqrt{p(1-p)H(F)} \geq 0$, si $p > \psi$ entonces:

$$\psi < p + z_{\alpha}\sqrt{p(1-p)H(F)}$$

- iii. Esto es fácil tomando las derivadas parciales y considerando el inciso (ii) del teorema.
- iv. Si p, ψ son tales que $\theta(p, \psi, \alpha) > 1$, cualquier nivel de concentración es aceptable, ya que $0 < H(F) \leq 1$.

El primer término, nótese que los resultados muestran propiedades del modelo que son totalmente congruentes con la intuición. Así, tanto los aumentos en la probabilidad de incumplimiento de los deudores como de concentración, implican que se requiere más capital para hacer frente al riesgo asumido por el banco. Es interesante hacer notar que, al obtener una expresión cerrada de suficiencia de capital como ecuación (4.17), es posible cuando menos obtener una medida local de los ajustes necesarios a la razón de capitalización, por variaciones en la probabilidad de incumplimiento y/o de concentración en la cartera; es decir:

$$\Delta\Psi \geq \left[1 + \frac{z_{\alpha}(q-p)\sqrt{H(F)}}{2\sqrt{pq}}\right]\Delta p + \frac{z_{\alpha}}{2}\sqrt{\frac{pq}{H(F)}}\Delta H \quad (4.19)$$

Además, el modelo proporciona algunos indicadores que permiten establecer rápidamente la suficiencia de capital. Por ejemplo, si la razón de cartera vencida a cartera total de un banco excede la razón de capitalización, es una señal de alerta muy importante respecto de la situación del banco en cuestión. Si se utiliza la razón de cartera vencida a cartera total como una aproximación a la

probabilidad de incumplimiento y la relación ecuación (4.15) se obtiene $H(F) > \theta(p, \psi, \alpha)$, es muy probable que se requiera de una medida correctiva para restablecer la condición de suficiencia de capital. La medida puede ser aumentar la razón de capitalización mediante un aumento de capital, vender la parte de la cartera que implica una concentración excesiva, invertir en mejorar la cobranza para disminuir la cartera vencida o alguna combinación de estas medidas.

Corolario:

Bajo la restricción $H(F) \leq \theta$:

- i. El crédito más grande que se puede tener en la cartera es:

$$f_k^* = \alpha * V_i; \text{ donde } \alpha = \frac{1}{2} (1 + \sqrt{(N\theta - 1)(N - 1)}) \quad (4.20)$$

- ii. α^* satisface $\theta < \alpha^* < \sqrt{\theta}$

$$H(F) \leq \theta \Rightarrow f_k \sqrt{\theta V} \forall k \quad (4.21)$$

4.6. MODELO CYRCE CON DISTRIBUCIÓN GAMMA

Hasta el momento, en todos los casos analizados se ha considerado que la distribución de pérdidas se aproxima con una normal. Sin embargo, el modelo solo requiere que la distribución de pérdidas se pueda caracterizar por su media y varianza. Ahora se discutirá la posibilidad de aproximar dicha distribución con otras que quedan adecuadamente caracterizadas por la media y la varianza, en particular, la distribución Gamma⁸. La distribución Gamma es conveniente porque, además de que queda totalmente especificada por su media y su varianza, puede captar la asimetría que típicamente presenta las distribuciones de pérdidas atribuibles a portafolios de crédito. Para este propósito, se toma la forma de la distribución Gamma:

$$f(x|\alpha, \beta) = \frac{x^{\alpha-1}}{\beta^\alpha \Gamma(\alpha)} e^{-\frac{x}{\beta}} \quad (4.22)$$

⁸ Si se desea más detalle de la distribución Gamma, revisar los Anexo

La media y la varianza de la Gamma son:

$$E(x) = \alpha\beta \text{ y } VAR(x) = \alpha\beta^2 \quad (4.23)$$

Respectivamente.

4.7. MODELO CREDITRISK⁺

Como ya se indicó en el Capítulo III en los modelos de impago se considera que cada deudor solo puede estar en uno de los estados al final de un periodo, a saber, **cumplimiento o impago**. En el evento de impago o **incumplimiento** de algún deudor, el acreedor pierde una cantidad fija que constituye la “exposición” del acreedor al deudor. Los modelos de impago se derivan a partir del concepto de tipo actuarial y tiene la característica de que si se hacen ciertos supuestos “distribucionales” y “funcionales”, permiten calcular la distribución de las pérdida de una manera analítica muy conveniente.

CreditRisk⁺ es un modelo de impago en el que se parte de la idea de que los eventos de incumpliendo de los diferentes deudores son eventos **Bernoulli independientes**. Sin embargo, es importante tener en cuenta que los eventos de incumplimiento de deudores ocurre de manera casuística en el tiempo y es imposible proponer el momento preciso en el que ocurrirán dichos eventos y el número de eventos que sucederá en un cierto intervalo de tiempo.

El desarrollo de una teoría estadística que explique estos procesos, dentro del contexto de riesgo crediticio, empieza considerando el caso simple de una cartera de crédito que incluya a N deudores, a cada uno de los cuales se les puede asociar una probabilidad fija de incumplimiento; es decir, se conoce:

$$p_i = \text{Probabilidad de incumplimiento del deudor } i = 1, 2, 3, \dots, N$$

La distribución de pérdidas que pueden resultar del incumplimiento de los deudores de todo el portafolio la obtiene CreditRisk⁺ de manera indirecta, a través de las **funciones generadoras de probabilidad**, y procede en dos pasos. Primero, obtiene la FGP del número de incumplimiento y después, haciendo un supuesto sobre el nivel de pérdidas asociada al incumplimiento de cada deudor,

obtienen la FGP de las pérdidas que puede ceder la cartera. A continuación se obtendrá el factor FGP

4.7.1. FUNCIONES GENERADORAS DE PROBABILIDADES.

Para las medidas de riesgo de crédito que se basan en los eventos de impago (“default mode”) son especialmente importantes las variables aleatorias que toman valores en el dominio de los números enteros “no negativos”, es decir: $x \in Z^+ = \{0, 1, 2, \dots\}$. Su análisis se facilita bajo el estudio de las “funciones generadoras de probabilidades” o FGP’s.

Definición: sea $\{a_k\}_{k=0}^{\infty}$ una sucesión de números reales, entonces si $A(s) = \sum_{k=0}^{\infty} a_k s^k$ converge en un intervalo abierto $(-\varepsilon, \varepsilon)$, $A(s)$ es una función generadora para la sucesión $\{a_k\}_{k=0}^{\infty}$ la variable “s” no representa nada y carece de significado. Lo que importa es el coeficiente de s^k : $k = 0, 1, 2, \dots$.

Ejemplo. $a_k = 1$; $k = 0, 1, 2, \dots, n$ $a_k = 0$; $k \geq n + 1$

$$A(s) = \sum_{k=0}^n s^k = \frac{1 - s^{n+1}}{1 - s} \quad (4.24)$$

Propiedades de la FGP

Sea X una variable aleatoria que toma valores sobre $Z^+ = \{0, 1, 2, \dots\}$ y defínanse:

$$P_j = \text{Prob}(x = j); \quad q_j = \text{prob}(x \geq j); \quad \text{i.e.} \quad q_j = \sum_{k=j+1}^{\infty} P_k \quad (4.25)$$

Asimismo, defínanse:

$$P(s) = \sum_{k=0}^{\infty} P_k s^k; \quad Q(s) = \sum_{k=0}^{\infty} q_k s^k \quad (4.26)$$

Nótese que al ser $P_k, q_k \leq 1 \forall k$, ambas series convergen para $s \in (-1, 1)$.

Teorema 1. Para $s \in (-1,1)$ se tienen que:

$$Q(s) = \frac{1 - P(s)}{1 - s}$$

Teorema 2

$$E(x) = \sum_{j=1}^{\infty} j P_j = \sum_{j=1}^{\infty} q_j = P'(1) = Q(1)$$

Teorema 3

$$VaR(x) = P''(1) + P'(1) - P'^2(1) = 2Q'(1) + Q(1) - Q^2(1)$$

Cuando la varianza es infinita, $P''(s) \rightarrow \infty$ cuando $s \rightarrow 1$.

Teorema 4: si $F_x(s/y)$ es una función generadora de probabilidad de “x” condicionada a “y”, y $H(y)$ es la distribución de probabilidad de “y”, entonces la FGP incondicional de “x” es simplemente:

$$F(s) = \int_y F_x(s/y) dH(y)$$

4.7.2. DETERMINACIÓN DE LA FGP DE PÉRDIDA DE LA CARTERA.

El último paso es encontrar la distribución de las pérdidas, para lo cual se procede de misma manera, es decir, encontrando la FGP de dicha distribución. Nótese que la distribución de las pérdidas es necesariamente diferente de la del número de impagos, ya que puede resultar un cierto nivel de pérdida con diferentes combinaciones de incumplimiento de deudores. Por ejemplo, una pérdida de \$100.00 puede ser la consecuencia del incumplimiento de un individuo que debe esta cantidad o del incumplimiento de 10 deudores que deben \$10.000 cada uno. Además, el conocimiento de la forma en que están distribuidos los diferentes niveles de exposición entre los diferentes deudores que componen la cartera es indispensable para poder obtener la distribución de las pérdidas. Contrario a lo que sucede con las diferentes entre probabilidades de incumplimiento individuales, que son pequeñas aun en términos relativos y que por lo tanto no afectan la distribución del número total de incumplimientos,

Así recuérdese que la FGP de las pérdidas es:

$$G(S) = \sum_n \text{Prob.}\{perdida\ acumulada = n * L\} S^n \quad (4.27)$$

Sea " G_j " la FGP de las pérdidas de banda " j ", la probabilidad de que se pierdan $n * v_j$ unidades en la banda " j " es igual a la probabilidad de que " n " deudores de esta banda incumplan, y ya se sabe que el incumplimiento de estos deudores sigue una distribución Poisson, es decir:

$$\text{Prob.} [n \text{ incumplimientos en la banda } j] = \frac{1}{n!} \mu_j^n e^{-\mu_j}$$

Por lo tanto:

$$\begin{aligned} G(S) &= \sum_{n=0}^{\infty} \frac{1}{n!} \mu_j^n e^{-\mu_j} S^{nv_j} = e^{-\mu_j} \sum_{n=0}^{\infty} \frac{1}{n!} (\mu_j S^{v_j})^n = e^{-\mu_j} e^{\mu_j S^{v_j}} \\ &= e^{-\mu_j (S^{v_j} - 1)} \end{aligned} \quad (4.28)$$

Suponiendo independencia de eventos de incumplimiento, las pérdidas asociadas a cada banda también serán independientes. En este caso, la FGP de las pérdidas de la cartera de crédito es la de la suma de las pérdidas ocurridas en cada banda, que por las propiedades de las funciones generadoras de probabilidad es el producto de las FGP de las bandas.

$$G(S) = \prod_j G_j(S) = \prod_{j=1}^m e^{-\mu_j (S^{v_j} - 1)} = e^{\sum_{j=1}^m -\mu_j (S^{v_j} - 1)} \quad (4.29)$$

Es decir:

$$G(S) = e^{\sum_{j=1}^m -\mu_j (S^{v_j} - 1)} \quad (4.30)$$

4.7.3. LA DISTRIBUCIÓN DEL NÚMERO DE INCUMPLIMIENTOS CON PROBABILIDADES DE IMPAGO FIJAS

Como se vio en el Capítulo III, la FGP del número de incumplimientos se define como:

$$F(s) = \sum_{n=0}^{\infty} \text{Prob.}(\text{"n" incumplimientos}) * s^n$$

Si la cartera tuviera un solo deudo, lo único que puede suceder es que este cumpla o incumpla. Por lo tanto, la FGP de incumplimientos para un solo deudor es simplemente:

$$F(s) = (1 - p)s^0 + p_1s^1 = 1 + p_1(s - 1) \quad (4.31)$$

Como se considera que los eventos de incumplimientos son independientes, del Capítulo II se sabe que la FGP del número de incumplimientos de toda la cartera es el producto de las FGP individuales, es decir:

$$F(s) = \prod_{i=1}^N F_i(s) = \prod_{i=1}^n [1 + p_i(s - 1)] \quad (4.32)$$

Tomando logaritmos de ambos lados de la expresión se obtiene:

$$\ln F(s) = \sum_{i=1}^N \ln[1 + p_i(s - 1)] \quad (4.33)$$

Típicamente, las probabilidades de incumplimiento de obligaciones crediticias a nivel individual son pequeñas y, por tanto, las potencias de estas son aún más pequeñas y pueden ser ignoradas.

Esto implica que para valores pequeños de p_i :

$$\ln[1 + p_i(s - 1)] = p_i(s - 1) \quad (4.34)$$

El anterior es el grado supuesto de CreditRisk⁺ que intuitivamente dice que mientras la probabilidad de incumplimiento p_i sea “pequeña”, se puede ignorar el hecho de que un deudor no puede incumplir más que una sola vez. Haciendo esta sustitución se obtiene:

$$\ln F(s) = \sum_{i=1}^N p_i(s-1) \quad (4.35)$$

Lo anterior conduce directamente a:

$$F(s) = e^{\sum_{i=1}^N p_i(s-1)} = e^{\mu(s-1)}, \text{ donde } \mu = \sum_{i=1}^N p_i \quad (4.36)$$

4.7.4. LA AGRUPACIÓN POR BANDAS DE EXPOSICIÓN O PÉRDIDA

Dado que pueden existir varios deudores que implican niveles de pérdidas semejantes, CreditRisk⁺ empieza por agrupar a los deudores en bandas de niveles de exposiciones iguales. Aunque esta agrupación introduce errores de redondeo en la estimación de la distribución, facilita mucho el desarrollo del modelo y reduce significativamente el número de datos requeridos para realizar los cálculos. Además, si el número de niveles de exposición es grande y el ancho de las bandas es pequeño, en relación con el tamaño de la exposición promedio de la cartera, se puede demostrar que el error introducido es depreciable. De hecho, en la práctica es muy difícil determinar a priori el nivel de exposición y, por lo tanto, este no debe representar un elemento crítico en la estimación del riesgo total de la cartera.

Así, supóngase que la pérdida esperada por deudor que cae en impago es una proporción fija " λ_i " de monto " D_i " que debe el deudor "i". A su vez, supóngase que el nivel de exposición que representa el deudor para el acreedor " L_i " es un múltiplo entero de una "**unidad fija de pérdida**" "L". Estos múltiplos enteros de L reciben el nombre de "**niveles de exposición estándar**". Así, la pérdida que puede representar el incumplimiento del deudor "i" para el acreedor, se mide en

términos de múltiplos " v_i ", de la unidad fija de pérdida "L", y es simplemente la cantidad siguiente:

$$v_i = \text{Redondeo} \left(\frac{\lambda_i D_i}{L} \right) \quad (4.37)$$

De esto se obtiene el nivel estándar de exposición que representa cada deudor para el acreedor, mediante la identidad siguiente:

$$L_i = L v_i \quad (4.38)$$

4.7.5. OBTENCIÓN DE LA DISTRIBUCIÓN DE LAS PÉRDIDAS

A diferencia de la distribución del número de incumplimientos, en el caso de las pérdidas no se sabe la forma de la distribución, la probabilidad de que se pierdan "n" unidades "L" en la cartera total de créditos se puede obtener mediante la expansión de Taylor de la expresión anterior; es decir: la probabilidad de que se pierdan "n" unidades "L" es el coeficiente de S^n en la expansión. El desarrollo se facilita definiendo el polinomio siguiente:

$$P(S) = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^m \mu_j S^{v_j} = \frac{\sum_{j=1}^m \left(\frac{\varepsilon_j}{v_j} \right) * S^{v_j}}{\sum_{j=1}^m \left(\frac{\varepsilon_j}{v_j} \right)} \quad (4.39)$$

Con esto, la FGP de pérdidas se puede expresar de la forma siguiente:

$$G(S) = e^{\sum_{j=1}^m -\mu_j (S^{v_j} - 1)} = e^{\mu [P(S) - 1]} = F[P(S)] \quad (4.40)$$

La función generadora de probabilidad de las pérdidas comprende dos fuentes de incertidumbre, a saber: el comportamiento Poisson del número de incumplimiento y la aleatoriedad de las pérdidas dado el incumplimiento, que está asociada a los diferentes niveles de exposición del acreedor a los diferentes deudores. Nótese que la única información requerida para obtener la distribución de pérdidas es $\{\varepsilon_j, v_j\}$, y que esta pareja representa un numero de datos significativamente menor, que si se tuviera que manejar información semejante por cada deudor, aun para carteras con un número muy grande de créditos.

Para encontrar la distribución de las pérdidas, se parte de la expresión:

$$G(S) = \sum_n \text{Prob.}\{perdida\ acumulada = n * L\} S^n \quad (4.41)$$

Tomando la expresión de Taylor para $G(S)$, la probabilidad de pérdida de “ nL ” unidades es entonces:

$$P_n(L) = \frac{1}{n!} \frac{d^n G(S)}{dS^n}, s = 0 \quad (4.42)$$

Por lo tanto podemos escribir la formula recursiva sencilla para obtener estas probabilidad

$$P_n(L) = \sum_{\{j/v_j \leq n\}} \frac{\varepsilon_j}{n} P_{n-v_j}(L) = \frac{1}{n} \sum_{\{j/v_j \leq n\}} \varepsilon_j P_{n-v_j}(L); \quad n = 1, 2, 3, \dots, n \quad (4.43)$$

Donde:

$$P_0(L) = e^{-\mu}; \quad \mu = \sum_{j=1}^m \mu_j$$

5. APLICACIÓN/PRACTICA

En este capítulo se explicara la metodología e insumos utilizados en desarrollo de esta investigación para llegar a obtener un “**Modelo de suficiencia de capital utilizando una medida de concentración para la cartera de crédito comercial**”, para llegar a este modelo necesitamos varios insumos como: segmentar la cartera de crédito comercial por sector económico luego debemos obtener probabilidades de incumplimiento para estos sectores económicos y con estos establecer niveles de concentración de la cartera para concluir con el nivel adecuado de suficiencia de capital que requiere el BGR.

5.1. MODELO CYRCE PARA LA CARTERA DE LA INSTITUCIÓN FINANCIERA

Para realizar un correcto análisis de riesgos de la cartera de crédito empezaremos realizando una segmentación adecuada, para nuestro caso hemos segmentado la cartera de crédito por línea o tipo de crédito (comercial, consumo, microcrédito y vivienda), en el presente documento se ha tomado la cartera comercial por ser esta la carta de interés en el análisis.

Para este análisis se ha actualizado la información de la cartera comercial a diciembre 2014, como se aprecia en la Figura 1, la cartera comercial en el BGR incluidos contingentes tiene un saldo de USD 74.024.139,25 la que la hace en participación la segunda cartera más importante.

Una vez tomada la cartera comercial del BGR, se proceder a segmentarla por actividad económica, esta actividad económica esta denominada como el giro de negocio de las empresas ya que esta será su fuente de pago para cubrir las obligaciones financieras con la Institución.

Tabla 3. Clasificación de la cartera comercial por sector económico

SEGMENTOS	SALDO CARTERA COMERCIAL	PARTICIPACION SALDO
COMERCIO	15,953,752.82	21.6%
CONSTRUCCION	15,305,917.38	20.7%
ESTABLECIMIENTOS FINANCIEROS	12,690,240.50	17.1%
SERVICIOS PRESTADOS A EMPRESAS	10,581,734.36	14.3%
SERVICIOS PERSONALES Y DE LOS HOGARES	5,234,795.95	7.1%
FABRICACION DE PRODUCTOS QUIMICOS, DERIVADOS DE CAUCHO Y PLASTICO	3,248,793.83	4.4%
PRODUCTOS ALIMENTICIOS	2,646,317.82	3.6%
FABRICACION DE PAPEL Y PRODUCTOS DE PAPEL	2,370,477.00	3.2%
FABRICACION DE PRODUCTOS MINERALES NO METALICOS	1,030,615.56	1.4%
INSTRUCCION PUBLICA	632,875.74	0.9%
SERVICIOS MEDICOS QUIRURGICOS Y OTROS SERVICIOS DE SANIDAD	509,009.42	0.7%
FABRICACION DE PRODUCTOS METALICOS, MAQUINARIA Y EQUIPO	479,357.34	0.6%
TEXTILES, PRENDAS DE VESTIR E INDUSTRIAS DEL CUERO	475,303.38	0.6%
TRANSPORTE Y ALMACENAMIENTO	454,447.34	0.6%
PRODUCCION AGROPECUARIA	409,248.42	0.6%
ASOCIACIONES COMERCIALES, PROFESIONALES Y LABORALES	282,019.99	0.4%
INDUSTRIAS METALICAS BASICAS	261,472.42	0.4%
RESTAURANTES Y HOTELES	253,567.34	0.3%
ADMINISTRACION PUBLICA Y DEFENSA	246,098.93	0.3%
SERVICIOS DE DIVERSION, ESPARCIMIENTO Y CULTURALES	208,069.97	0.3%
SEGUROS	137,152.71	0.2%
ACTIVIDADES NO ECONOMICAS	131,451.78	0.2%
COMUNICACIONES	120,253.08	0.2%
PESCA DE ALTURA Y COSTERA	116,862.99	0.2%
INDUSTRIA Y PRODUCTOS DE LA MADERA	88,784.20	0.1%
EXTRACCION DE MINERALES METALICOS	79,270.50	0.1%
SERVICIOS DE SANEAMIENTO Y SIMILARES	73,167.88	0.1%
PRODUCCION DE PETROLEO, CRUDO Y GAS NATURAL	2,022.12	0.0%
ELECTRICIDAD, GAS Y VAPOR	909.53	0.0%
EXTRACCION DE OTROS MINERALES	148.95	0.0%
TOTAL CARTERA COMERCIAL	74,024,139.25	100.0%

Fuente: Banco General Rumiñahui

Elaborado: Autor

Como se aprecia en la Tabla 3. Clasificación de la cartera comercial por sector económico los más representativos son los pintados de color amarillo que tienen una participación de saldo mayor al 0.7%, para los otros sectores económicos se los clasificara en una categoría denominada otros.

Tabla 4 Clasificación de la cartera comercial por sector económica agrupada

SEGMENTOS	SALDO CARTERA COMERCIAL	PARTICIPACION SALDO
COMERCIO	15,953,752.82	21.6%
CONSTRUCCION	15,305,917.38	20.7%
ESTABLECIMIENTOS FINANCIEROS	12,690,240.50	17.1%
SERVICIOS PRESTADOS A EMPRESAS	10,581,734.36	14.3%
SERVICIOS PERSONALES Y DE LOS HOGARES	5,234,795.95	7.1%
FABRICACION DE PRODUCTOS QUIMICOS, DERIVADOS DE CAUCHO Y PLASTICO	3,248,793.83	4.4%
PRODUCTOS ALIMENTICIOS	2,646,317.82	3.6%
FABRICACION DE PAPEL Y PRODUCTOS DE PAPEL	2,370,477.00	3.2%
FABRICACION DE PRODUCTOS MINERALES NO METALICOS	1,030,615.56	1.4%
INSTRUCCION PUBLICA	632,875.74	0.9%
SERVICIOS MEDICOS QUIRURGICOS Y OTROS SERVICIOS DE SANIDAD	509,009.42	0.7%
OTROS	3,819,608.87	5.2%
TOTAL CARTERA COMERCIAL	74,024,139.25	100.0%

Fuente: Banco General Rumiñahui

Elaborado: Autor

La concentración en los créditos de un banco ha sido identificada como una de las fuentes principales de riesgo de crédito; así, para controlar este riesgo, el administrador debe fijar límites a los montos de crédito en cada segmento del negocio. Normalmente este límite se especifica como una proporción δ del capital K ; sin embargo, esta política de mitigación de concentración no es la adecuada ya que pueden suceder los siguientes casos extremos donde se pueden tener carteras muy concentradas o altamente diversificadas:

1. El banco puede tener todo el crédito otorgado a un solo deudor sin que este crédito exceda la proporción del capital que exige el límite pero bajo cualquier criterio representará una cartera totalmente concentrada. Por ejemplo, si en un banco con 100 millones de dólares de capital, los créditos están limitados a no exceder el 12% del capital, esto puede hacerse con solo un crédito de 12 millones, en cuyo caso la concentración es máxima.
2. El banco puede tener un millón de créditos del mismo tamaño en cuyo caso su cartera estará totalmente diversificada, independientemente de que cada crédito respete o no el límite. Por ejemplo, si la cartera tiene 100 mil créditos y cada uno de estos no excede el 12% del capital, entonces la cartera es altamente diversificada.

Así, cualesquiera que sean las virtudes de establecer límites como porcentaje del capital, no ayuda mucho para identificar la concentración del crédito de una cartera, por lo que se debe hacer a un lado la tradición y asignar los límites de los créditos como una proporción θ del valor de la cartera total V , ya que una cartera compuesta de créditos con montos iguales corresponde a una cartera diversificada.

Sin embargo, esta nueva asignación del límite para el k -ésimo crédito (f_k) a partir del volumen de la cartera, resulta exactamente igual que establecer el límite del crédito como una proporción δ del capital K , siempre y cuando se considere la razón de capitalización del banco ω como se indicó anteriormente en la ecuación (4.2); y en base al supuesto indicado se aprecia a continuación:

$$f_k \leq \delta K = \delta \frac{K}{V} \cdot V$$

$$f_k \leq \delta \omega V$$

$$f_k \leq \theta V$$

Donde $k = 1, \dots, N$, y N representa el número total de créditos de la cartera. Por lo que en adelante se considera que el límite sobre el tamaño de los créditos se fija en función del volumen de la cartera V del banco y no de su capital K .

En este modelo se considera el estudio de la cartera de créditos segmentada por grupos que presentan características comunes, lo cual permite efectuar un análisis adecuado de la cartera debido a que cada segmento es considerado como un solo crédito, ya que los créditos que conforman el segmento se comportan como si fuesen uno solo, lo que permite al analista trabajar con un menor número de elementos. El modelo CyRCE Avanzado permite una segmentación totalmente arbitraria del portafolio de manera que puede analizarse desde varios ángulos y permite determinar los segmentos donde la concentración es potencialmente riesgosa, lo que a su vez permite la distinción

de límites para cada segmento, así como la evaluación en términos de la suficiencia de capital y suficiencia de provisiones, como se indicó anteriormente para nuestro análisis la cartera comercial fue segmentada por sector económico en función de donde provienen los recursos para cumplir las obligaciones con el BGR.

5.1.1. PROBABILIDAD DE INCUMPLIMIENTO Z-SCORE.

La obtención de las probabilidades de incumplimiento asociadas a los sectores económicos establecidos en la Tabla 4 es un problema, ya que no existe ningún análisis anterior del que podamos tomar estas probabilidades y continuar con el análisis de concentración y suficiencia de capital.

Para determinar estas probabilidades de incumplimiento existen muchas técnicas estadísticas como análisis mediante matrices de transición, modelos de score empresariales como se indicó en el Capítulo 2. Para el presente análisis se construirá un modelo z-score empresarial para obtener las probabilidades de incumplimiento de cada cliente comercial del BGR y en base al segmento al que este categorizado obtendremos una media ponderada por el saldo de cada cliente para llegar a la probabilidad de incumplimiento de cada sector económico establecido en la Tabla 4.

Estos modelos son construidos para empresas tienen como variables explicativas ratios o indicadores financieros tomados generalmente de las cuentas contables de balance y lo que queremos estimar es la probabilidad de incumplimiento de que una empresa presente problemas financieros y no pueda cumplir con sus obligaciones financieras por lo que esta se denominaría la probabilidad de incumplimiento de las empresas con el BGR.

Es evidente que al utilizar las probabilidades de incumplimiento obtenidas de un modelo estadístico matemático construido con información de las empresas de

la Institución, dichas probabilidades están construidas a la medida de la Institución lo que nos dará una predicción altamente significativa en los cálculos de concentración y suficiencia de capital y nos ayudará a corregir los problemas de estimación y sub-estimación.

Para la construcción de este modelo que lo denominaremos de aquí en adelante z-score se pasaron por las siguientes etapas:

- a) Extracción de información.
- b) Análisis descriptivo de la base de datos
- c) Identificación del periodo de análisis
- d) Determinación de variables explicativas
- e) Determinación del default
- f) Determinación de las variables que explican el default
- g) Validación del modelo z-score

5.1.2. EXTRACCIÓN DE INFORMACIÓN:

Para la aplicación del modelo z-score en BGR, se ha revisado el proceso de otorgamiento de operaciones de crédito empresarial en la Institución para determinar cuáles son los aplicativos utilizados y los mismos que almacenan información a ser extraídas para el análisis y construcción del modelo.

De la revisión indicada en el párrafo anterior se identificó que la información con mayor representatividad está almacenada en la base de datos del aplicativo MOODYS en donde el área de análisis de banca empresarial ingresa información referente a los balances de las empresas que mantienen o mantuvieron operaciones de crédito con la Institución. De la mencionada base de datos se obtuvo información desde el 2009 hasta el 2013 con 2.522 balances ingresados y con 63 variables que contaban con información.

5.1.3. ANÁLISIS DESCRIPTIVO DE INFORMACIÓN:

En la minería de datos referentes a los balances ingresados al sistema MOODYS por los analistas de banca empresarial se definió el segmento objetivo a ser aplicado el modelo, ya que de la revisión los balances no eran homogéneos y presentaban cuentas de balance con valores muy disparados o muy pequeños para ciertas empresas, tomando en cuenta que los datos con los que se trabajan son atípicos estos generan ruido en el análisis y puede conllevar a generar errores de tipo I o tipo II como son los de sobreestimación o subestimación en el pronóstico. Para eliminar los errores mencionados anteriormente se descartó de la muestra las empresas que no presentaban balances homogéneos, las empresas descartadas son: constructores, empresas sin fin de lucro (fundaciones, ONG, etc.), colegios; como se puede apreciar las empresas descartadas en su mayoría no tiene fin de lucro por lo que no generan utilidades y al tratar de construir un modelo de solvencia o quiebra financiera estas empresas nos aportan con información errada ya que su giro del negocio no es igual que el de la mayoría de las empresas. Con respecto a las empresas que se dedican a la construcción o los denominados constructores, estas empresas tiene su particularidad cuando empiezan sus obras, ya que al inicio de las mismas no generan ninguna ganancia para el negocio y estas solo generan gastos al comienzo de los proyectos inmobiliarios por lo que al tomar un constructor al inicio o arranque del proyecto, esta empresa aparentemente estará con una alta probabilidad de deterioro financiero ya que en su balance se registrar en su mayoría gastos, mas no cuando el proyecto esté en su etapa cumbre ya que aquí la empresa por el giro de su negocio tendrá que vender los bienes inmuebles y generara las ganancias del proyecto, al no poder determinar si los balances ingresados al sistema MOODYS fueron al comienzo, intermedio o al finalizar el proyecto inmobiliario, se determinó que estos clientes no entraría al análisis por su giro particular del negocio y para que no genere los mismos errores expuestos anteriormente, se presenta los análisis en el ANEXO F.

5.1.4. IDENTIFICACIÓN DEL PERIODO DE ANÁLISIS:

Como se indicó anteriormente, la información extraída del aplicativo MOODYS, fue de balances de empresas con operaciones de crédito en BGR ingresadas

desde el año 2009 hasta el año 2013 teniendo en este periodo un total de 1.930 balances ingresados en diferentes meses de los respectivos años, como se aprecia en la Figura 4, los datos a diciembre que aparecen marcados con verde contienen el comportamiento de la empresa en el ciclo de un año y es aquí donde podemos determinar si al final de este ciclo la empresa presenta deterioros en sus balances o no, por lo que se determinó que los balances a ser considerados para el análisis serían los de diciembre de los periodos 2009 hasta el 2012.

189	273	266	188	10	926	a diciembre
191	320	538	545	336	1930	total balances
2009	2010	2011	2012	2013	TOTAL	

Fuente: Banco General Rumiflahui
Elaborado: Autor

Figura 4. Periodo de análisis.

Para tener la certeza de que la información que ha declarado la empresa es correcta y no presenta ninguna alteración en sus cuentas contables se tomaron todos los balances que hayan sido validados por el Servicio de Rentas Internas del Ecuador (SRI), lo cual nos asegura que la información es correcta.

5.1.5. DETERMINACIÓN DE VARIABLES EXPLICATIVAS

Conjuntamente con el área de Análisis de Banca Empresaria⁹ del BGR se determinaron cuáles serían los indicadores financiero o ratios financieros más importantes a ser considerados en el momento de calificar o analizar a una empresa en base a sus estados financieros, de este análisis se construyeron 20 indicadores financieros adicionales a los 63 que ya existían en la base de datos del MOODYS, los indicadores construidos fueron de apalancamiento, endeudamiento, liquidez corriente, cargos financieros, entre otros, contando

⁹ El Área de Banca Empresarial es la encargada de realizar el análisis financiero para determinar la otorgación o negación de las operaciones de crédito.

ahora con 83 variables financieras¹⁰ para determinar cuál de ellas explicarían nuestro incumplimiento.

5.1.6. DETERMINACIÓN DEL DEFAULT

La determinación del incumplimiento para empresas es bastante difícil ya que a diferencia de los modelos de score para los productos de consumo, vivienda y microempresa se los define como los días que tienen que transcurrir para que un deudor tenga una probabilidad más alta de no cumplir con sus obligaciones financieras, para esta determinación de incumplimientos ya se tienen determinadas las técnicas a utilizar, en cambio para la determinación de incumplimiento de una empresa no se puede aplicar los mismos criterios ya que las operaciones de este segmento por su naturaleza no tiene condiciones pagos mensuales ni con cuotas fijas entre algunas de las características de este segmento por lo que se torna complicado la terminación del default.

En la búsqueda de un indicador para determinar el punto en donde una empresa presente problemas de solvencia financiera y tras varios intentos, se tomó el indicador de **utilidad operativa**¹¹ con la siguiente explicación: si una empresa tiene una utilidad operativa mínima la empresa no estaría generando ganancia del giro del negocio de la empresa lo cual indicaría que la empresa difícilmente podrá mantenerse, realizando análisis estadísticos sobre este indicador financiero se determinó que las empresas que tengan una utilidad operativa < 0.039 entraría en default.

¹⁰ Se puede revisar las variables en el ANEXO E - Variables e indicadores financieros

¹¹ La utilidad operativa o utilidad de operación es aquella que se obtiene de disminuir a las ventas el costo de lo vendido y los gastos de operación, y representa la ganancia o pérdida obtenida derivada de la actividad normal de la empresa

Con esta definición de default de la base de 912 balances en los periodos de 2009 hasta 2013 se obtuvieron 572 que no realizaron default y 344 que sí lo realizaron.

5.1.7. DETERMINACIÓN DE LAS VARIABLES QUE EXPLICAN EL DEFAULT

Una vez determinado el default, realizamos un análisis discriminante multivariado, análisis de árboles de decisión junto con una regresión logística y el juicio humano para obtener las variables con mayor poder discriminatorio sobre el default.

Luego de realizar los análisis indicados se obtuvo que el modelo que mejor explica el default, está compuesto por las siguientes variables:

- a) Total pasivos / Total activos
- b) Efectivo y equivalentes/Ventas netas
- c) (Porción corriente deuda LP + Gastos financieros) / Ventas netas
- d) Prueba acida
- e) Ventas / total de activos

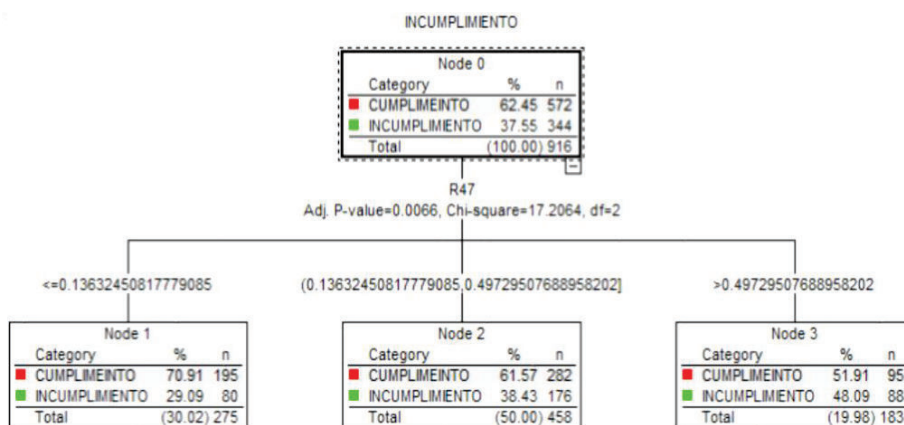
5.1.8. VALIDACIÓN DEL MODELO Z – SCORE

A continuación se presenta las pruebas estadísticas de validación del modelo construido que explica el deterioro financiero de las empresas en el BGR:

Se utilizó árboles de decisión binarios, método no paramétrico que no requiere supuestos distribucionales, modela las relaciones no lineales y no es sensible a la presencia de datos faltantes y outliers (Breiman, 1984) (Stone, 1984). Su principio básico es generar particiones recursivas por reglas de clasificación hasta llegar a una clasificación final, en la cual es posible determinar perfiles (nodos terminales) en los que la proporción de clientes malos es muy alta (o baja) y de esta forma asignar su probabilidad.

Para los árboles de decisión, existen diferentes metodologías, entre ellas Cart, Chaid, Chaid exhaustivo, Quest, que difieren en la forma de asignación, las reglas de partición y los criterios de parada. Cualquiera de ellos genera n nodos terminales

Se utilizó la metodología Chaid¹², para determinar las particiones óptimas de cada variable en base al estadístico chi-cuadrado y a estas particiones poder relacionarlas con el default y así determinar las relevantes como se aprecia en Figura 5 con la variable prueba ácida.



Fuente: Banco General Rumiñahui
Elaborado: Autor

Figura 5. Chaid var. Prueba ácida

Con este análisis realizado a todas las variables continuas, se transformó las mismas a variable dummy. Con estas nuevas variables se realiza el análisis multivariante para determinar cuál de ellas explicaría mejor el incumplimiento y así poder identificar cuál de ellas son las más importantes en base a el peso que

¹² En el ANEXO I se puede revisar el análisis Chaid para todas las demás variables del modelo

se obtiene en el análisis y la significancia de la misma en el modelo, como se parecía en la Tabla 5

Tabla 5. Significancia de la variable dummy

	B	E.T.	Wald	gl	Sig.	Exp(B)
Paso 1 ^a R3_CHAID			71,910	2	,000	
R3_CHAID(1)	-1,891	,252	56,248	1	,000	,151
R3_CHAID(2)	-,975	,251	15,138	1	,000	,377
Constante	,795	,228	12,189	1	,000	2,214

Fuente: Banco General Rumiñahui

Elaborado: Autor

Realizando el análisis indicado en el párrafo anterior de cada una de las variables para poder determinar las más significativas independientemente, procedemos a ingresar las escogidas, realizando el proceso de pasos hacia delante que otorga en aplicativo de IBM Statistics como se muestra en la Tabla 6.

Tabla 6. Significancia de las variables, aplicando pasos hacia adelante
Variables en la ecuación

		B	Sig.
Paso 1 ^a	R3_CHAID		.000
	R3_CHAID(1)	-1.891	.000
	R3_CHAID(2)	-.975	.000
	Constante	.795	.000
Paso 2 ^b	R3_CHAID		.000
	R3_CHAID(1)	-1.936	.000
	R3_CHAID(2)	-.878	.001
	R18_CHAID(1)	1.489	.000
	Constante	-.329	.231
Paso 3 ^c	R3_CHAID		.000
	R3_CHAID(1)	-1.952	.000
	R3_CHAID(2)	-.928	.001
	R11_CHAID		.000
	R11_CHAID(1)	1.303	.000
	R11_CHAID(2)	.949	.000
	R18_CHAID(1)	1.545	.000
	Constante	-.977	.001
Paso 4 ^d	R3_CHAID		.000
	R3_CHAID(1)	-2.080	.000
	R3_CHAID(2)	-1.067	.000
	R11_CHAID		.000
	R11_CHAID(1)	1.219	.000
	R11_CHAID(2)	.915	.000
	R18_CHAID(1)	1.366	.000
	R27_CHAID		.000
	R27_CHAID(1)	-1.278	.000
	R27_CHAID(2)	-1.003	.001
Constante	.328	.459	
Paso 5 ^e	R3_CHAID		.000
	R3_CHAID(1)	-1.957	.000
	R3_CHAID(2)	-1.012	.000
	R11_CHAID		.000
	R11_CHAID(1)	1.007	.000
	R11_CHAID(2)	.798	.000
	R18_CHAID(1)	1.397	.000
	R22_CHAID		.027
	R22_CHAID(1)	.784	.010
	R22_CHAID(2)	.373	.051
	R27_CHAID		.000
	R27_CHAID(1)	-1.402	.000
	R27_CHAID(2)	-1.083	.000
	Constante	.089	.846

Fuente: Banco General Rumifñahui

Elaborado: Autor

Como se puede apreciar el método de pasos hacia adelante, lo que hace es ingresar las variables de una en una y poder así determinar en conjunto si estas variables pueden explicar el incumplimiento; en el ANEXO H se pueden revisar los análisis descriptivos de las variables indicadas anteriormente.

Tabla 7. Historial de Iteraciones

Historial de iteraciones^{a, b, c}

Iteración	-2 log de la verosimilitud	Coeficientes								
		R3_CHAID(1)	R3_CHAID(2)	R11_CHAID(1)	R11_CHAID(2)	R18_CHAID(1)	R22_CHAID(1)	R22_CHAID(2)	R27_CHAID(1)	R27_CHAID(2)
Paso 1	999.754	-1.480	-.756	.779	.590	1.039	.641	.306	-.994	-.779
2	987.654	-1.870	-.952	.984	.776	1.363	.776	.372	-1.309	-1.010
3	987.456	-1.926	-.982	1.015	.803	1.414	.793	.379	-1.357	-1.045
4	987.456	-1.927	-.982	1.015	.804	1.415	.793	.379	-1.358	-1.046
5	987.456	-1.927	-.982	1.015	.804	1.415	.793	.379	-1.358	-1.046

a. Método: Introducir

b. -2 log de la verosimilitud inicial: 1264.300

c. La estimación ha finalizado en el número de iteración 5 porque las estimaciones de los parámetros han cambiado en menos de .001.

Fuente: Banco General Rumiñahui

Elaborado: Autor

En la Tabla 7, se muestra una evolución de cuanto perdería el modelo obtenido si se eliminara la variable incluida en este paso, ya que en los métodos automáticos de construcción del modelo por pasos el proceso evalúa la inclusión y la exclusión de variables. La Tabla 7 presenta, para cada variable del modelo, los cambios en la verosimilitud si dichas variables se eliminan; si la significación estadística asociada (Sig. Del cambio fuese mayor que el criterio de exclusión establecido, la variable se eliminaría del modelo en el paso siguiente. Como el cambio de verosimilitud es estadísticamente significativo ($< 0,05$), las variables quedan en el modelo.

Tabla 8. Prueba Omnibus sobre los coeficientes del modelo

		Chi cuadrado	gl	Sig.
Paso 1	Paso	276.844	9	.000
	Bloque	276.844	9	.000
	Modelo	276.844	9	.000

Fuente: Banco General Rumiñahui

Elaborado: Autor

En la Tabla 8 se muestra una tabla chi-cuadrado que evalúa la hipótesis nula de que los coeficientes β_i de todos los términos (excepto la constante) incluidos en el modelo son cero, el estadístico chi-cuadrado para este contraste es la diferencia entre el valor de (-2LL) para el modelo sólo con la constante

(-L=1264,3) y el valor (-2LL) para el modelo actual (-2LL=986,45), es decir, el cociente o razón de verosimilitud es:

$$RV = \chi_9^2 = (-2LL_{modelo_0}) - (-2LL_{modelo_1}) = 1264,3 - 986,45 = 276,84$$

En general, la razón de verosimilitudes (RV) es útil, para determinar si hay una diferencia significativa entre incluir en modelo todas las variables y no incluir ninguna, dicho de otro modo, RV sirve para evaluar sí las variables tomadas en conjunto, contribuyen efectivamente a 'explicar' las modificaciones que se producen en $P(Y=1)$.

La prueba ómnibus, ofrece tres entradas (Paso, Bloque y Modelo):

En la primera fila (PASO) es la correspondiente al cambio de verosimilitud (de -2LL) entre pasos sucesivos en la construcción del modelo, contrastando la hipótesis nula H_0 de que los coeficientes de las variables añadidas en el último paso son cero.

La segunda fila (BLOQUE) es el cambio en -2LL entre bloques de entrada sucesivos durante la construcción del modelo. Como es habitual en la práctica se introducen las variables en un solo bloque, la Chi-Cuadrado del Bloque es el mismo que la Chi-Cuadrado del Modelo.

La tercera fila (MODELO) es la diferencia entre el valor de -2LL para el modelo sólo con la constante y el valor de -2LL para el modelo actual.

A continuación en la Tabla 9, se presentan tres medidas para evaluar de forma global su validez.

Tabla 9. Resumen de modelos

Paso	-2 log de la verosimilitud	R cuadrado de Cox y Snell	R cuadrado de Nagelkerke
1	987.456	.762	.849

Fuente: Banco General Rumiñahui

Elaborado: Autor

Los coeficientes de determinación no tienen valores pequeños, indicando que el 76% o el 84% de la variación de la variable dependiente es explicada por las variables incluidas en el modelo,

Ahora realizaremos el escenario excluyendo tres variables del modelo para poder observar en cambio de los estimadores como se puede apreciar en la Tabla 10:

Tabla 10. Resumen del modelo con dos variables menos

Paso	-2 log de la verosimilitud	R cuadrado de Cox y Snell	R cuadrado de Nagelkerke
1	1184.285 ^a	.089	.119
2	1124.785 ^b	.146	.195
3	1090.448 ^b	.178	.237

a. La estimación ha finalizado en el número de iteración 3 porque las estimaciones de los parámetros han cambiado en menos de .001.

b. La estimación ha finalizado en el número de iteración 4 porque las estimaciones de los parámetros han cambiado en menos de .001.

Fuente: Banco General Rumiñahui

Elaborado: Autor

Los coeficientes de determinación son menores y se puede revisar su evolución o incremento a medida que se incluyen las variables explicativas, en el último caso se indica que el 17% o el 23% de la variación de la variable dependiente es

explicada por las variables incluidas en el modelo, y debe mejorar cuando se vayan incluyendo variables más explicativas del resultado o términos de interacción como se aprecia en la Tabla 9. La bondad de ajuste ha resultado buena, basta notar la similitud entre valores esperados y observados en el procedimiento de Hosmer y Lemeshow que se presenta en la Tabla 11 y Tabla 12. La prueba de Hosmer - Lemeshow es otra prueba para evaluar la bondad del ajuste de un modelo de regresión logística (RL).

Tabla 11. Prueba de Hosmer y Lemeshow

Paso	Chi cuadrado	gl	Sig.
1	.459	4	.877

Fuente: Banco General Rumiñahui

Elaborado: Autor

Tabla 12. Tabla de contingencia para la prueba de Hosmer y Lemeshow

		INCUMPLIMIENTO = CUMPLIMIENTO		INCUMPLIMIENTO = INCUMPLIMIENTO		Total
		Observado	Esperado	Observado	Esperado	
Paso 1	1	88	90.994	10	7.006	98
	2	76	80.515	17	12.485	93
	3	78	75.076	13	15.924	91
	4	73	69.477	19	22.523	92
	5	63	56.991	21	27.009	84
	6	78	76.012	46	47.988	124
	7	46	47.583	45	43.417	91
	8	39	44.109	76	70.891	115
	9	28	28.671	96	95.329	124

Fuente: Banco General Rumiñahui

Elaborado: Autor

Parte de la idea de que si el ajuste es bueno, un valor alto de la probabilidad predicha (p) se asociará con el resultado 1 de la variable binomial dependiente, mientras que un valor bajo de p (próximo a cero) corresponderá (en la mayoría de las ocasiones) con el resultado $Y=0$. Para cada observación del conjunto de datos, se trata de calcular las probabilidades de la variable dependiente que

predice el modelo, ordenarlas, agruparlas y calcular, a partir de ellas, las frecuencias esperadas, y compararlas con las observadas mediante una prueba chi-cuadrado

Señalar que esta prueba de bondad de ajuste tiene algunos 'inconvenientes': El estadígrafo de Hosmer-Lemeshow no se computa cuando, para algunos grupos, e_i (valores esperados) o $e_i^*(n_i - e_i)$ son nulos o muy pequeños (menores que 5). Por otra parte, lo que se desea en esta prueba es que no haya significación (lo contrario a lo que suele ser habitual). Por este motivo, muchos autores proponen simplemente cotejar valores observados y esperados mediante simple inspección y evaluar el grado de concordancia entre unos y otros a partir del sentido común.

Sobre este razonamiento, una forma de evaluar la ecuación de regresión y el modelo obtenido es construir una tabla 2x2 clasificando a todos los individuos de la muestra según la concordancia de los valores observados con los predichos o estimados por el modelo, de forma similar a como se evalúan las pruebas diagnósticas.

Una ecuación sin poder de clasificación alguno tendría una especificidad, sensibilidad y total de clasificación correctas igual al 50% (por el simple azar). Un modelo puede considerarse aceptable si tanto la especificidad como la sensibilidad tienen un nivel alto, de al menos el 75%. Tabla 13. Tabla de clasificación

Observado		Pronosticado			
		INCUMPLIMIENTO		Porcentaje correcto	
		CUMPLIMIENTO	INCUMPLIMIENTO		
Paso 1	INCUMPLIMIENTO	CUMPLIMIENTO	491	78	86.3
		INCUMPLIMIENTO	151	192	56.0
Porcentaje global					74.9

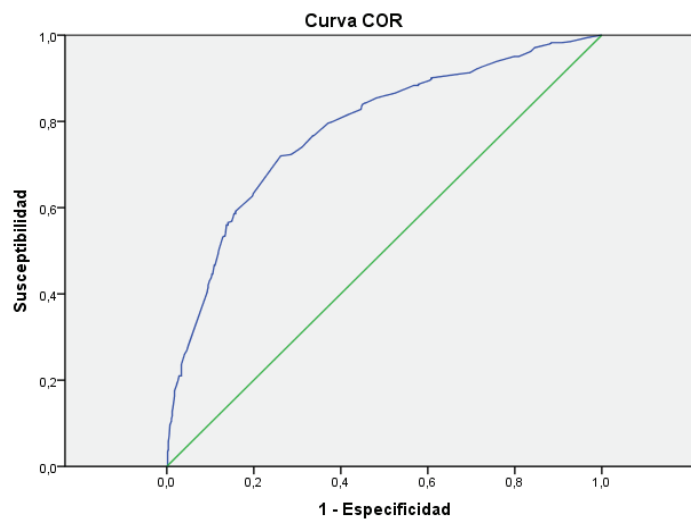
a. El valor de corte es .500

Fuente: Banco General Rumiñahui

Elaborado: Autor

En la Tabla 13, se puede apreciar que el modelo tiene especificación del 56% y una sensibilidad del 86%, y el porcentaje global de pronóstico es del 75%

Otra medida de bondad de ajuste se muestra en la Figura 6, el valor obtenido por este indicador fue del 0.78, lo que nos indica que el modelo tiene un poder de discriminar entre las empresas que hicieron default y no lo hicieron es óptimo,



Los segmentos diagonales son producidos por los empates.

Fuente: Banco General Rumiñahui

Elaborado: Autor

Figura 6. Curva COR, estimador del poder de discriminación del modelo

Por último realizaremos el análisis de multicolinealidad¹³ para las variables tomadas en el modelo, a continuación presentaremos los resultados obtenidos con el paquete estadístico R en la Tabla 14.

¹³ Si dese más información revisar ANEXO A

Tabla 14. Análisis de Multicolinealidad.

Var.	GVIF	Df	$GVIF^{1(2xdf)}$
R3.chaid	1.054739	1.414214	1.013413
R18chaid	1.053634	1.000000	1.026467
R22.chaid	1.068948	1.732051	1.011175
R27.chaid	1.08935	1.414214	1.021626

Fuente: Banco General Rumiñahui

Elaborado: Autor

En valor de la multicolinealidad obtenida se basa en el análisis realizado por Jhon Fox en donde, Calcula la varianza y los factores de variación para modelos lineales generalizados.

Si todos los términos de un modelo lineal ponderado tienen 1 df^{14} , se calculan los factores habituales de varianza. Si cualquiera de los términos de un modelo lineal ponderado tiene más de 1 df , se calculan los factores de variación luego generalizadas (John, 2008) y (Fox, 2015)

Los $GVIF$ generalizadas son invariantes con respecto a la codificación de los términos en el modelo (siempre y cuando el sub espacio de las columnas de la matriz del modelo correspondientes a cada término sean invariantes). Para ajustar la dimensión del elipsoide de confianza, la función también muestra $GVIF^{1(2xdf)}$ donde df es el grado de libertad asociado con el término.

A través de una generalización, es aplicable también para otros tipos de modelos, en particular los modelos lineales ponderados y los modelos lineales generalizados.

¹⁴ Grados de libertad

En resumen el autor (Fox, 2015), indica que existen problemas de multicolinealidad cuando el $GVIF^{1(2xdf)} > 2$, revisando la Tabla 14 se concluye que no existe tal problema.

A continuación se presentan en la Tabla 15 las variables del modelo z-score que explican el incumpliendo, en donde se aprecia que todas son significativas con un nivel de confianza del 95%.

Tabla 15. Variables en la ecuación

	B	E.T.	Wald	gl	Sig.	Exp(B)
Paso 1 ^a R3_CHAID			75.036	2	.000	
R3_CHAID(1)	-1.927	.236	66.933	1	.000	.146
R3_CHAID(2)	-.982	.235	17.507	1	.000	.374
R11_CHAID			25.262	2	.000	
R11_CHAID(1)	1.015	.281	13.009	1	.000	2.760
R11_CHAID(2)	.804	.173	21.613	1	.000	2.234
R18_CHAID(1)	1.415	.176	64.740	1	.000	4.117
R22_CHAID			7.715	2	.021	
R22_CHAID(1)	.793	.301	6.948	1	.008	2.211
R22_CHAID(2)	.379	.188	4.038	1	.044	1.460
R27_CHAID			31.148	2	.000	
R27_CHAID(1)	-1.358	.244	31.116	1	.000	.257
R27_CHAID(2)	-1.046	.244	18.337	1	.000	.351

a. Variable(s) introducida(s) en el paso 1: R3_CHAID, R11_CHAID, R18_CHAID, R22_CHAID, R27_CHAID.

Fuente: Banco General Rumiñahui

Elaborado: Autor

De aquí se puede apreciar que las variables independientes cumplen la prueba de hipótesis (David, 2004):

$$H_0: \beta = 0$$

$$H_1: \beta \neq 0$$

Entonces tomando un nivel de significancia de $\alpha = 95\%$, el complemento de la región de rechazo es del $1 - \alpha = 0.05\%$ el cual es conocido como el coeficiente de confianza, revisando la significancia (Sig.) de las variables incluidas en el modelo que se presenta en la Tabla 15, las mismas son significativas por lo que

se rechaza H_0 y se acepta H_1 . Indicando que las variables en el modelo explican el incumplimiento.

5.1.9. PROBABILIDAD DE INCUMPLIMIENTO PARA LOS SECTORES ECONÓMICOS DE LA CARTERA DE CRÉDITO COMERCIAL

Con la construcción del modelo z – score para la cartera de crédito comercial ya se tiene las probabilidades de incumplimiento para cada cliente de esta cartera, con estas probabilidades se podrán obtener las probabilidades de incumplimiento relacionados a los sectores económicos en donde están distribuidas las operaciones de crédito de la cartera comercial, realizando los cálculos mencionados anteriormente y partiendo de la **tabla 3. Clasificación de la cartera comercial por sector económico**, se obtiene la siguiente tabla con probabilidades de incumplimiento para los diferentes sectores económicos.

Tabla 16 Probabilidad de incumplimiento promedio ponderada por sector económico

SEGMENTOS	PARTICIPACION SALDO	PROB. DE INCUMPLIMIEN TO	# CLIENTES
COMERCIO	15,953,752.82	22%	89
CONSTRUCCION	15,305,917.38	19%	109
ESTABLECIMIENTOS FINANCIEROS	12,690,240.50	4%	48
SERVICIOS PRESTADOS A EMPRESAS	10,581,734.36	24%	8
SERVICIOS PERSONALES Y DE LOS HOGARES	5,234,795.95	15%	9
FABRICACION DE PRODUCTOS QUIMICOS, DERIVADOS DE CAUCHO Y PLASTICO	3,248,793.83	18%	2
PRODUCTOS ALIMENTICIOS	2,646,317.82	11%	14
FABRICACION DE PAPEL Y PRODUCTOS DE PAPEL	2,370,477.00	22%	2
FABRICACION DE PRODUCTOS MINERALES NO METALICOS	1,030,615.56	6%	9
INSTRUCCION PUBLICA	632,875.74	9%	6
SERVICIOS MEDICOS QUIRURGICOS Y OTROS SERVICIOS DE SANIDAD	509,009.42	3%	107
OTROS	3,819,608.87	17%	62
TOTAL CARTERA COMERCIAL	74,024,139.25	17%	465

Fuente: Banco General Rumiñahui

Elaborado: Autor

Como se aprecia en la Tabla 16, se obtienen las probabilidades de incumplimiento para todos los sectores económicos y se obtiene una

probabilidad promedio ponderada de 16.76%, con esta probabilidad promedio se procura a realizar los análisis de aquí en adelante.

5.1.10. ANÁLISIS DE CONCENTRACIÓN:

Dado que CyRCE es el único modelo que hace explícito el componente de concentración en la medición de riesgo de una cartera de crédito, vale la pena hacer algunas reflexiones sobre las razones por las cuales el problema es difícil de atacar. La concentración en cartera de crédito como un factor de riesgo, en un problema bien identificado, e incluso se menciona como un componente importante de las crisis bancarias ocurridas desde la gran depresión de los años treinta hasta nuestros días. En lo que se refiere al tema de concentración, el establecimiento de paradigmas generalmente aceptados para medir su contribución al riesgo de crédito no se ha materializado, a pesar de la importancia del problema.¹⁵

Actualmente no hay un paradigma de aceptación generalizado respecto de cómo se debe medir la concentración en una cartera crediticia, determinar el peso que tiene dentro del riesgo total de la cartera y lo que implica en términos del diseño de una normatividad que atienda adecuadamente el problema.

Así se detectan en la literatura una variedad de enfoques al problema, primero desde la propia forma de definir e identificar la concentración y segundo, de cómo aplicar la teoría de portfolio para la medición y la administración de riesgos. Por ejemplo, la calificadora de valores Moodys utiliza un esquema de clasificación a lo largo de varios criterios para llegar a una “*clasificación de concentración*” de una cartera crediticia, que luego aplica a su esquema de calificación de las emisiones que están colocando papel negociable en los mercados organizados.¹⁶ La búsqueda de una medida apropiada de concentración aparece

¹⁵ Véase Caoutte, Altman y Narayanan (1998).

¹⁶ Véase Moodys Investor Services (1991).

con frecuencia en la literatura consultada, y aunque tiene implícitos los factores que los expertos considera como indicadores de concentración, no acaban de tener una contrapartida formal que llegue a una definición precisa de lo que debe entenderse por concentración de crédito, que luego permita una medida directa de riesgo de concentración a partir de un índice de concentración específico.¹⁷

Esto hace evidente que la dificultad técnica que tiene el problema es considerable por varias razones: en primer lugar, porque cuando se habla de concentración puede estar referida a más de un concepto, es decir, personas, región geográfica, mercados, productos o industrias. Así, aunque en lo individual cada crédito sea relativamente pequeño, si hay demasiado de estos colocados en una sola región geográfica, dentro de un solo ramo industrial o dentro de un solo mercado, la excesiva asignación de crédito en alguna de estas dimensiones puede resultar riesgosa.

5.1.11. ÍNDICE DE HERFINDAHL-HIRSCHMAN

Para nuestro análisis de la cartera de crédito comercial de la Institución Financiera, utilizaremos la probabilidad promedio ponderada como la probabilidades de incumplimiento para toda la cartera de crédito.

Utilizando la ecuación (4.16) del índice de HERFINDAHL-HIRSCHMAN, y tomando la información presenta en la Tabla 16, en donde mostramos que contamos con un total de 465 clientes comerciales con un saldo de cartera de crédito por 74 millones y una probabilidad de incumplimiento promedio de 16.76%, utilizando el indicador de Herfindahl obtenemos en la Tabla 17 que el indicador de concentración es de 2.29%:

¹⁷ Un ejemplo ilustrativo se encuentra en el trabajo sobre “Diversificación y crecimiento” hecho por el grupo de análisis de riesgos de Coopers Lybrand (1993)

Tabla 17. Componentes del indicador de Herfindahl

# de crédito	Saldo Cartera Comercial	Prob. Incump. Promedio	$\sum_{i=1}^N f_i^2$	$\left(\sum_{i=1}^N f_i^2\right)^2$	H(F)
465	\$ 74.024.139,25	16.76%	1	0,0229	2.29%

Fuente: Banco General Rumiñahui
Elaborado: Autor

Presentamos en la Tabla 18 la razón de capitalización aplicando la ecuación (4.17).

Tabla 18. Razón de Capitalización.

# de crédito	Saldo Cartera Comercial	Prob. Incump. Promedio	H(F)	α	Z_α	ψ
465	\$ 74.024.139,25	16.76%	2.29%	95%	1.64	0.26

Fuente: Banco General Rumiñahui
Elaborado: Autor

Esto significa que el capital del banco debe ser al menos de:

$$VaR_{95} = \$ 19.285.382$$

La Institución Financiera cuenta con un patrimonio o capital de 60 millones de dólares. El patrimonio que se indica sería considerado como el capital para toda la cartera en este caso como estamos analizando únicamente la cartera comercial procederemos a tomar únicamente el 35% del patrimonio técnico constituido por la Institución el mismo que es de 21 millones, con este capital la razón de capitalización es:

$$\psi = \frac{K}{V}$$

$$\psi = 0.28$$

Como $0.28 > 0.26$, lo que indicaría que la Institución Financiera cuenta con suficiencia de capital.

Aplicando la relación (4.15): se encuentra que la máxima concentración admisible para la cartera sería:

$$H(F) = 3.57\%$$

Con el índice de Herfindahl de la cartera de crédito es de 2.29%, quiere decir que la cartera no presenta una concentración excesiva. Finalmente, si el valor máximo del índice es 3.57%, entonces según (4.24), ningún crédito de la cartera puede ser mayor a: 13.986.461, como se puede apreciar en la anexo 1 ninguna operación de crédito supera este valor, la operación de crédito más grande es de 9.152 mil que es efectivamente menor a los 13 millones.

Otro asunto interesante es ver cuál sería el tamaño máximo de crédito si se quisiera limitar los créditos a la cota de concentración. Entonces se tendría que:

$$f_i \leq 3.57\% * 74.024.139 = 2.642.666$$

Evidentemente, la cartera de crédito no cumple con el requisito, ya que hay un crédito mayor a los 2.6 millones esto hace evidente que la condición solamente es suficiente, mas no necesaria para evitar excesiva concentración. Además, también se verifican las cota sobre el crédito más grande que puede ser otorgado, ya que $2.642.666 \leq 9.152.770 \leq 13.986.461$

5.1.12. INCORPORANDO RIESGO Y TASAS DE RECUPERACIÓN

Con las probabilidades de incumplimiento obtenidas con modelo z-score podemos categorizarlas o realizar la segmentación en base a su nivel de riesgo en cinco categorías como se muestra en la siguiente tabla.

Tabla 19. Categorías de riesgo segmentadas por la probabilidad de incumplimiento

<i>Prob. Incum.</i>	<i>Frecuencia</i>	<i>CALIFICACION</i>
1%	224	A
12%	101	B
23%	40	C
34%	48	D
70%	52	E

Fuente: Analisis Autor
Elaborado: Autor

Como se aprecia las en la tabla las categorías de riesgo están basadas en las probabilidades de incumplimiento, la categoría de riesgo clasificada como A tiene una probabilidad de incumplimiento del 1%, lo que obviamente indica que esta es la categoría en donde se concentran los cliente buenos, sería una incoherencia y mala gestión de riesgos que los clientes se agrupen en calificaciones con probabilidades de incumpliendo altas ya que estarían generando pérdidas a la Institución.

En la Tabla 20 se puede apreciar la relación que se construyó en base a las categorías de riesgo y la clasificación de los saldos de la cartera de crédito por sector económico.

Tabla 20. Cartera de crédito clasificada por sector económico y niveles de riesgo

SECTOR ECONOMICO / CALIFICACION	CLASIFICACION					TOTAL
	A	B	C	D	E	
COMERCIO	1,043,573.00	7,147,908.17	1,168,360.18	3,429,525.42	3,164,386.05	15,953,752.82
CONSTRUCCION	1,260,217.52	6,987,658.25	130,847.33	4,041,270.81	2,885,923.47	15,305,917.38
ESTABLECIMIENTOS FINANCIEROS	39,725.44	12,650,515.06				12,690,240.50
SERVICIOS PRESTADOS A EMPRESAS	803,788.43	753,630.41	2,865,474.19	3,869,643.62	2,289,197.71	10,581,734.36
SERVICIOS PERSONALES Y DE LOS HOGARES	1,041,020.37	2,279,496.59	652,789.24	751,427.85	510,061.90	5,234,795.95
OTROS	1,091,726.91	801,873.31	971,844.24	347,989.40	606,175.01	3,819,608.87
FABRICACION DE PRODUCTOS QUIMICOS, DERIVADOS DE CAUCHO Y PLASTICO	402,790.03	890,793.32		1,811,257.89	143,952.59	3,248,793.83
PRODUCTOS ALIMENTICIOS	133,023.39	1,752,864.49	486,070.37	226,694.83	47,664.74	2,646,317.82
FABRICACION DE PAPEL Y PRODUCTOS DE PAPEL	59,436.42	1,156,701.96	519,869.15		634,469.47	2,370,477.00
FABRICACION DE PRODUCTOS MINERALES NO METALICOS		911,965.56		118,650.00		1,030,615.56
INSTRUCCION PUBLICA	35,000.00	597,875.74				632,875.74
SERVICIOS MEDICOS QUIRURGICOS Y OTROS SERVICIOS DE SANIDAD	44,647.84	464,361.58				509,009.42
TOTAL	5,954,949.35	36,395,644.44	6,795,254.70	14,596,459.82	10,281,830.94	74,024,139.25

Fuente: Banco General Rumiñahui

Elaborado: Autor

Analizando la Tabla 20 de la composición de la cartera de crédito en las cinco categorías de riesgo se puede apreciar que la categoría de menor riesgo (A) en donde se agrupa la mayor cantidad de clientes tiene un saldo de cartera de 5.9 millones la segunda categoría más importante es la B que tiene 36 millones de dólares en 101 clientes y en la categoría más riesgosa¹⁸ E tenemos 10 millones en 53 cliente.

Ahora vamos a proceder a calcular el indicador de Herfindahl con la cartera de crédito segmentado en las diferentes categorías de riesgos, para poder observar que tanto cambia este indicador con una cartera segmentada en niveles de riesgos y otra sin la segmentación indicada.

¹⁸ Se identifica como más riesgo, tomando en cuenta la probabilidad de incumplimiento.

Tabla 21. Índice de Herfindahl con cartera segmentada en niveles de riesgo

# de crédito	Saldo Cartera Comercial	Prob. Incump. Promedio	$\sum_{i=1}^N f_i^2$	$\left(\sum_{i=1}^N f_i^2\right)^2$	H(F)
465	\$ 74.024.139,25	16.76%	5479573191*	361963721*	6.61%

*valores en miles de dólares

Fuente: Banco General Rumiñahui

Elaborado: Autor

Como se aprecia, al comparar el indicador de Herfindahl de 6.61% con la cartera segmentada contra el valor obtenido de la cartera sin segmentar que fue de 2.20% es evidente que este valor es significativamente diferente, este valor cambiara la razón de capitalización que intervendrá en el requerimiento de capital que la Institución necesita. Ahora, sería conveniente ver como este indicador se verá afectado si incorporamos un nuevo elemento al análisis, se va a incorporar la recuperación y la severidad de la pérdida la misma que es un complemento de la primera, este indicador es muy importante utilizado normalmente en los análisis de riesgo de crédito y pérdidas esperadas, el mismo que nos ayude a determinar cuál es porcentaje de pérdida de las operaciones de crédito luego de haber agota las acciones judiciales y extrajudiciales.

A continuación, se incorporara la severidad de la pérdida para la cartera comercial de la Institución Financiera. Para la obtención de este componente se realizaron cosechas de los clientes que ingresaron al área de Cobranzas y Recuperación. Normalmente cuando un cliente ingresa la Institución es atendido y asesorado por un Asesor de Negocios de Banca Empresarial, el Asesor se encarga de ofrecer los diferentes productos que la Institución puede brindarle al cliente; para el caso específico de la relación del cliente con las operaciones de crédito, el asesor de negocios solicita información de las empresas del cliente y los envía a el área de análisis de Banca Empresarial para que en base a los indicadores financieros de los balances (flujo de caja proyectado, estados de flujo de efectivo, liquidez, apalancamiento, rentabilidad, eficiencia, entre otros), la administración, estructura organizacional y los demás estipulados por la

Superintendencia de Bancos y Seguros de Ecuador¹⁹ y por el manual interno de la Institución.

Mediante este análisis se le aprueban operaciones de crédito o líneas de negocio a las empresas y las mismas son manejadas por los Oficiales de Negocios los que están encargados de mantener todo el tiempo contacto con el cliente y realizar de igual manera la gestión de recuperación de la cartera de crédito. En el momento que un Oficial de Negocios ha agotado todos los recursos para recuperar la cartera o identifica que la empresa presenta serios problemas de solvencia o en los monitores periódicos de la cartera se identifica que el cliente no tiene voluntad de pago o no reacciona a las gestiones realizadas hasta ese momento el Oficial de Negocios envía el expediente del cliente al Área de Cobranzas y Recuperación para que la recuperación de la cartera sea más especializada.

Al tratarse de una cartera comercial en donde no se pueden determinar días de morosidad para el análisis de severidad como se lo realiza normalmente en las demás carteras como consumo, para el cálculo de la severidad de la cartera comercial se estimó que: se considera el incumplimiento desde el momento que el cliente ingresa al Área de Recuperaciones y Cobranzas.

En base a la decisión indicada para la severidad se analizó las recuperaciones de los clientes desde septiembre 2009 hasta septiembre 2014, a continuación se presenta el análisis para los clientes con calificación E como fue su recuperación en el periodo indicado.

¹⁹ Revisa el Libro I del Título IX el Capítulo II referente a la calificación de activos de riesgo.

Se procedió a realizar un análisis de cosechas, en donde se tomaron todos los clientes nuevos que ingresaron en el periodo de septiembre 2009 al 2010 y se analizó la recuperación que estas habían tenido anualmente hasta el año 2014. En el análisis de cosechas que se muestra en la Tabla 22 existen 34 cliente que ingresaron al Área de Recuperación y Cobranzas y se aprecia cómo fue la recuperación de los saldos en riesgo anualmente. Se puede comprobar que a medida de que el tiempo transcurre la recuperación de la cartera es mayor y obviamente la severidad es menor como, se observa en el periodo 2011 la recuperación de la cartera fue del 53% y en el periodo del 2014 recuperación fue del 85% lo cual es muy coherente ya que mientras más pasa el tiempo se realiza una mayor cantidad de gestiones judiciales y extrajudiciales para recuperar los valor adeudados a la Institución. Algo importante es que este análisis contiene información de los bienes obtenidos en dación en pago y se consideran como una recuperación y en caso de venta de los mismos de igual manera, lo que nos ayuda a tener un indicador bien estimado.

Tabla 22. Cosecha de clientes nuevos en el periodo 2009-2010

FECHA DE ANALISIS	SALDO cta 14	CASTIGO	SALDO X RECUPERAR	RECUPERADO	% RECUP.	SEVERIDAD
Sep-10	960,804.32	4,909.36	965,713.68			
Sep-11	441,711.47	9,424.68	451,136.15	514,577.53	53%	47%
Sep-12	166,616.11	221,162.65	387,778.76	577,934.92	60%	40%
Sep-13	141,312.15	146,421.24	287,733.39	677,980.29	70%	30%
Sep-14	33,690.93	106,377.35	140,068.28	825,645.40	85%	15%

Fuente: Banco General Rumiñahui
Elaborado: Autor

Los mismos análisis descritos para construir la información de la Tabla 22 se aplicaron para obtener las tablas: Tabla 20 Tabla 23,

Tabla 24 y Tabla 25, las mismas que se realizaron con los diferentes periodos de tiempo, la Tabla 23 contiene información de los clientes nuevos que ingresaron en el periodo 2010-2011 como se parecía la recuperación del primer

periodo es del 59% y del último periodo es de 83%, lo cual es muy similar a la recuperación del periodo 2009-2010 que se muestra en la Tabla 22.

Tabla 23. Cosechas de clientes nuevos en el periodo 2010-2011

FECHA DE ANALISIS	SALDO cta 14	CASTIGO	SALDO X RECUPERAR	RECUPERADO	% RECUP.	SEVERIDAD
Sep-11	1,277,241.61	10,312.42	1,287,791.23			
Sep-12	511,536.56	10,312.42	522,086.18	765,705.05	59%	41%
Sep-13	296,688.72	15,047.58	311,973.50	975,817.73	76%	24%
Sep-14	207,366.86	15,047.58	222,414.44	743,299.24	83%	17%

Fuente: Banco General Rumiñahui

Elaborado: Autor

Tabla 24. Cosechas de clientes nuevos en el periodo 2011-2012

FECHA DE ANALISIS	SALDO cta 14	CASTIGO	SALDO X RECUPERAR	RECUPERADO	% RECUP.	SEVERIDAD
Sep-12	1,831,047.44	8,265.61	1,839,313.05			
Sep-13	1,623,731.91	118,806.27	1,742,538.18	96,774.87	5%	95%
Sep-14	1,039,117.25	450,126.94	1,489,244.19	350,068.86	88%	12%

Fuente: Banco General Rumiñahui

Elaborado: Autor

Tabla 25. Cosechas de clientes nuevos en el periodo 2012-2013

FECHA DE ANALISIS	SALDO cta 14	CASTIGO	SALDO X RECUPERAR	RECUPERADO	% RECUP.	SEVERIDAD
Sep-13	1,825,718.96	-	1,825,718.96			
Sep-14	479,393.55	614,103.18	1,093,496.73	732,222.23	40%	60%

Fuente: Banco General Rumiñahui

Elaborado: Autor

Para poder tomar un estimador que fuera lo más real y en base a los criterios expertos de los funcionarios de la Institución se definió que: la recuperación adecuada se podría visualizar de manera objetiva en el segundo año ya que al ser clientes empresariales y al tratarse de montos representativos los primeros

meses se trata de realizar acuerdos de pago con el cliente o ayudarlo a activar²⁰ nuevamente su línea de negocio, si estas acciones no dan resultado proceden con las acciones judiciales respectivas para poder recuperar la cartera vencida, estas acciones conllevan un tiempo promedio estimado de dos años, con esta definición se procedió a obtener una recuperación promedio de los dos años siguientes luego de haber ingresado al Área de Recuperaciones y Cobranzas.

Realizando el promedio de los dos años luego de haber ingresado al Área de Recuperaciones y Cobranzas construidas en las tablas: Tabla 22, Tabla 23,

Tabla 24 y Tabla 25, se obtuvo que para la categoría de riesgo E la recuperación del saldo de cartera es del 75% y la severidad de la pérdida sería su complemento, dicho en otras palabras lo que perdería la Institución en las operaciones de crédito comerciales con categoría de riesgo E sería del 22% del saldo adeudado.

En base al análisis de cosechas indicado en el párrafo anterior se procedió de la misma manera con los demás clientes que se encontraban en las categorías de riesgos restantes, llegando a una severidad de la pérdida como se indica en la Tabla 26.

Tabla 26. Severidad de la pérdida para las categorías de riesgo

SEVERIDAD POR CLASIFICACION				
A	B	C	D	E
0.5%	3.0%	7.0%	10.0%	22.0%

Fuente: Banco General Rumiñahui
Elaborado: Autor

²⁰ Dándole nuevas operaciones de crédito para capital de trabajo o reestructurando sus operaciones de crédito para que cumplir con sus obligaciones, entre otros.

Aplicando la severidad de la pérdida calculada a los créditos comerciales correspondientes a las diferentes categorías de riesgo se obtiene la tabla que se muestra las pérdidas de la cartera dada el incumplimiento.

Tabla 27. Pérdida dado el incumplimiento

SECTOR ECONOMICO / CALIFICACION	CLASIFICACION					TOTAL
	A	B	C	D	E	
COMERCIO	5,217.87	214,437.25	81,785.21	342,952.54	696,164.93	1,340,557.80
CONSTRUCCION	6,301.09	209,629.75	9,159.31	404,127.08	634,903.16	1,264,120.39
ESTABLECIMIENTOS FINANCIEROS	198.63	379,515.45	-	-	-	379,714.08
SERVICIOS PRESTADOS A EMPRESAS	4,018.94	22,608.91	200,583.19	386,964.36	503,623.50	1,117,798.91
SERVICIOS PERSONALES Y DE LOS HOGARES	5,205.10	68,384.90	45,695.25	75,142.79	112,213.62	306,641.65
OTROS	5,458.63	24,056.20	68,029.10	34,798.94	133,358.50	265,701.37
FAB. DE PROD. QUIMICOS	2,013.95	26,723.80	-	181,125.79	31,669.57	241,533.11
PRODUCTOS ALIMENTICIOS	665.12	52,585.93	34,024.93	22,669.48	10,486.24	120,431.70
FAB. DE PAPEL Y PROD. DE PAPEL	297.18	34,701.06	36,390.84	-	139,583.28	210,972.36
FAB. DE PROD. MINERALES NO METALICOS	-	27,358.97	-	11,865.00	-	39,223.97
INSTRUCCION PUBLICA	175.00	17,936.27	-	-	-	18,111.27
SERVI. MEDICOS QUIRURGICOS Y OTROS	223.24	13,930.85	-	-	-	14,154.09
TOTAL	29,774.75	1,091,869.33	475,667.83	1,459,645.98	2,262,002.81	5,318,960.70

Fuente: Banco General Rumiñahui

Elaborado: Autor

Tabla 28. Índice de Herfindahl ajustado a la pérdida dado el incumplimiento

# de crédito	Saldo Cartera Comercial	Prob. Incump. Promedio	$\sum_{i=1}^N f_i^2$	$\left(\sum_{i=1}^N f_i^2\right)^2$	H(F)
465	\$ 5.318.960,70	16.76%	28291342*	1965375*	6,95%

*valores en millones de dólares.

Fuente: Banco General Rumiñahui

Elaborado: Autor

Como se puede apreciar este nuevo indicador de Herfindahl de 6.95% es muy similar al indicador calculado sin el componente de severidad (6.61%) y a su vez estos dos son significativamente diferentes al indicador de Herfindahl cálculo para la cartera sin haber considerado la clasificación de los sectores económicos

y nivel de riesgo ni de haber considerado la severidad de la pérdida ajustada a los niveles de riesgo.

Si se toma la misma probabilidad promedio de incumplimiento de 16.75%, se calcula la razón de capitalización mínima de 0.33 como se aprecia en la Tabla 29.

Tabla 29. VaR incluyendo severidad de pérdida

# de crédito	Saldo Cartera Comercial	Prob. Incump. Promedio	H(F)	α	Z_α	ψ	VaR_α
465	\$ 74.024.139,25	16.76%	0.07	0,95	1.64	0.33	1.752.809

Fuente: Banco General Rumiñahui

Elaborado: Autor

Es evidente en este punto que al no evaluar toda la cartera de crédito y al incorporar la severidad de la pérdida para cada categoría de riesgo obtenemos la pérdida de la cartera de crédito dado el incumplimiento.

En este punto la evaluación del indicador de Herfindahl si bien es similar al anterior el valor en riesgo calculado a un nivel de confianza dado va a ser significativamente menor. Para el análisis a un nivel de confianza del 95% el valor en riesgo que se obtendrá será de: 1.7 millones, como se aprecia en la Tabla 29, significativamente menor al cálculo en los dos escenarios anteriores de 19 y 24 millones respectivamente. A continuación se realizará el análisis para los tres escenarios.

Esto significa que el capital económico del banco, necesario para hacer frente al riesgo de crédito, debe ser al menos de 1.7 millones, que sustancialmente más pequeña que los anteriores antes obtenidos, aquí resulta importante comparar

la relación del capital obtenido respecto a la pérdida potencial total que es de 0.33, contra la razón de capitalización del banco, que es de 0.34 como se parecía en la Tabla 30, evidentemente las dos son muy parecidas, aunque las cifras de capital difieren sustancialmente. Este enfatiza la importancia que tiene la definición de “capital económico” adoptada para hacer frente al riesgo de crédito, ya que los conceptos que conforman la noción de capital para la razón de capitalización pueden diferir significativamente de las que se utilicen en la definición de capital económico para hacer frentes a las pérdidas. Por ejemplo, si bien puede ser adecuado utilizar el capital contable, que para propósitos de discusión son 1.8 millones, si los conceptos incluidos, que realmente permitirían hacer frente a una crisis de incumplimiento, no tiene la liquidez suficiente para cubrir las pérdidas.

Tabla 30. Razón de capitación potencial vs real

# de crédito	Saldo Cartera Comercial	Prob. Incump. Promedio	H(F)	α	Z_{α}	ψ	VaR_{α}	PT	ψ^*
465	\$ 74.024.139	16.76%	0.07	0,95	1.64	0.33	1.752.809	1.800.00	0.34

Fuente: Banco General Rumiñahui

Elaborado: Autor

Como el índice de Herfindahl es de 6.95%, quiere decir que la cartera no presenta una concentración excesiva. Finalmente si el valor máximo del índice es 6.95%, entonces aplicando lo que revisamos en el teorema (4.25), ningún crédito puede ser mayor que: 1.8 millones, como se puede apreciar en el ANEXO D, existen dos créditos que superan esta cantidad 2.1 millones y 9.1 millones.

5.1.13. ANÁLISIS FINANCIERO DE EMPRESAS QUE SUPERAN EL LÍMITE MÁXIMO DE CRÉDITO DETERMINADO POR CYRCE

Como se indicó en el análisis anterior revisando la Tabla 46, existen dos clientes empresariales que superan el límite máximo de crédito estimado por el modelo, a continuación se realizara en análisis financiero de las instituciones para poder determinar si existe riesgo de pérdida en estas empresas.

La operación de crédito de 9.1 millones se trata de una institución financiera del Ecuador, regulada por la Superintendencia de Bancos y Seguro, de la cual se toma toda la información para el análisis que a continuación se presenta, en la Tabla 1Tabla 31 se muestra las calificaciones de riesgo otorgadas a las instituciones financieras por las diferentes empresas encargadas de realizar este análisis. La institución financiera que se incluye en el análisis se encuentra sombreada de color verde en la Tabla 29, la misma refiere una calificación de riesgo AAA- otorgadas por dos calificadoras de riesgos diferentes.

Tabla 31. Calificación de Riesgo

Entidad	Calificadora	JUNIO 2014
Entidad 1	BWR / PCR.	AAA- / AAA-
Entidad 2	BWR / PCR	AAA- / AAA-
Entidad 3	LA / BWR	AAA- / AAA-
Entidad 4	PCR / BWR	AAA- / AAA -
Entidad 5	BWR / PCR.	AAA- / AAA-
Entidad 6	LA / PCR	AAA / AAA-
Entidad 7	BWR (No.1)	AAA-
Entidad 8	PCR	AAA
Entidad 9	PCR	AA+
Entidad 10	LA	AA+
Entidad 11	PCR	AA+
Entidad 12	PCR.	AA+
Entidad 13	LA / Class	AA / AA+
Entidad 14	PCR. / Class	AA / AA+

Fuente: Superintendencia de Bancos y Seguros del Ecuador

La institución financiera (Entidad 1) cuenta con el 29.18% de los activos del sistema de bancos privados, a junio del 2014 contó con 303 puntos de atención distribuidos en las 24 provincias: 237 agencias, 44 ventanillas de extensión, 9 agencias transaccionales, 13 oficinas de banca comunal, 5 puntos pago, 1 centro

de negocios, 2 ventanillas de extensión especial, 1 punto pago express, 3 puntos Gates, 2 puntos pago agrícola. Adicionalmente cuenta con 894 cajeros automáticos, 72 depositarios automáticos, y 82 kioscos de servicio (fuente: PCR, Informe de calificación jun-14).

Tabla 32. Indicadores financieros

INDICADORES FINANCIEROS				
30/jun/2014	dic-13	jun-14	dic-13	jun-14
NOMBRE DEL INDICADOR	Entidad 1		Total Bancos Privados	Total Bancos Privados
SUFICIENCIA PATRIMONIAL				
(PATRIMONIO + RESULTADOS) / ACTIVOS INMOVILIZADOS (3) (6)	25,462	7,16	430	326
ESTRUCTURA Y CALIDAD DE ACTIVOS:				
ACTIVOS IMPRODUCTIVOS NETOS / TOTAL ACTIVOS	13,58	9,84	15,76	13,93
ACTIVOS PRODUCTIVOS / TOTAL ACTIVOS	86,42	90,16	84,24	86,07
ACTIVOS PRODUCTIVOS / PASIVOS CON COSTO	147,94	152,01	140,30	140,60
INDICES DE MOROSIDAD				
MOROSIDAD DE LA CARTERA DE CREDITOS COMERCIALES	1,20	1,91	0,77	1,04
MOROSIDAD DE LA CARTERA DE CREDITOS DE CONSUMO	5,62	7,23	4,65	5,65
MOROSIDAD DE LA CARTERA DE CREDITOS DE VIVIENDA	2,66	3,03	1,88	2,20
MOROSIDAD DE LA CARTERA DE CREDITOS PARA LA MICROEMP	5,37	5,97	5,55	6,22
MOROSIDAD DE LA CARTERA DE CREDITOS EDUCATIVO	-	0,00	3,57	0,79
MOROSIDAD DE LA CARTERA DE CREDITOS DE INVERSION PUBLI	-	0,00	-	0,00
MOROSIDAD DE LA CARTERA TOTAL	3,45	4,44	2,60	3,14
COBERTURA DE PROVISIONES PARA CARTERA IMPRODUCTIVA				
COBERTURA DE LA CARTERA COMERCIAL	725,45	507,68	661,68	499,12
COBERTURA DE LA CARTERA DE CONSUMO	119,13	103,27	110,32	101,63
COBERTURA DE LA CARTERA DE VIVIENDA	125,92	114,16	132,41	117,54
COBERTURA DE LA CARTERA DE MICROEMPRESA	133,91	131,07	106,40	107,09
COBERTURA DE LA CARTERA EDUCATIVO	-	0,00	49,75	161,07
COBERTURA DE LA CARTERA INVERSION PUBLICA	-	0,00	-	0,00
COBERTURA DE LA CARTERA PROBLEMÁTICA	312,15	255,82	242,03	207,79
EFICIENCIA MICROECONOMICA				
PROMEDIO (3)	6,37	5,55	5,36	5,00
GASTOS DE OPERACION / MARGEN FINANCIERO	96,52	93,88	86,82	85,19
GASTOS DE PERSONAL ESTIMADOS / ACTIVO PROMEDIO (3)	1,58	1,54	1,76	1,69
RENTABILIDAD				
RESULTADOS DEL EJERCICIO / PATRIMONIO PROMEDIO	7,37	8,52	10,52	10,27
RESULTADOS DEL EJERCICIO / ACTIVO PROMEDIO	0,59	0,74	0,87	0,97
INTERMEDIACION FINANCIERA				
CARTERA BRUTA / (DEPOSITOS A LA VISTA + DEPOSITOS A PLAZO)	77,13	78,79	71,16	73,52
EFICIENCIA FINANCIERA				
MARGEN DE INTERMEDIACIÓN ESTIMADO / PATRIMONIO PROMEDIO	2,56	4,15	8,54	9,23
MARGEN DE INTERMEDIACIÓN ESTIMADO / ACTIVO PROMEDIO	0,23	0,36	0,81	0,87
RENDIMIENTO DE LA CARTERA (3)				
CARTERA DE CRÉDITOS COMERCIAL POR VENCER	8,22	7,39	8,50	8,13
CARTERA DE CRÉDITOS DE CONSUMO POR VENCER	13,94	14,59	14,07	14,29
CARTERA DE CRÉDITOS DE VIVIENDA POR VENCER	10,35	10,38	9,77	9,83
CARTERA DE CRÉDITOS PARA LA MICROEMPRESA POR VENCER	28,41	27,59	26,19	25,66
CARTERA DE CRÉDITOS EDUCATIVO POR VENCER	-	0,00	6,86	7,86
CARTERA DE CRÉDITOS INVERSION PUBLICA POR VENCER	-	0,00	-	0,00
CARTERAS DE CRÉDITOS REFINANCIADAS	19,05	24,39	8,81	8,02
CARTERAS DE CRÉDITOS REESTRUCTURADAS	10,72	11,73	10,95	15,96
CARTERA POR VENCER TOTAL	13,14	12,92	12,27	12,05
LIQUIDEZ				
FONDOS DISPONIBLES / TOTAL DEPOSITOS A CORTO PLAZO	21,75	13,67	30,73	24,29
COBERTURA 25 MAYORES DEPOSITANTES (5)	571,39	473,82	222,70	201,69
COBERTURA 100 MAYORES DEPOSITANTES (5)	344,02	273,19	149,07	133,64

Fuente: Banco General Rumiñahui

Elaborado: Autor

En la Tabla 32 se evidencia que la Institución mantiene diversificada su cartera. Su principal línea de negocio es el cartera comercial que representa el 28.7% del activo productivo, seguida de la cartera de consumo con el 24% del activo productivo. La cartera de comercial bruta muestra un crecimiento del 8.5% respecto a las cifras al cierre del 2013 vs el 5.2% de crecimiento que mostró la cartera de consumo. El fondeo para el crecimiento proviene principalmente de captaciones al público.

Tabla 33. Activos productivos y pasivos con costo

ACTIVOS PRODUCTIVOS			PASIVOS CON COSTO		
DEP- BANCOS	107.835	0,31%	CUENTAS CORRIENTES	292.242	0,58%
INTERBANCARIOS	11.031	0,54%	CUENTAS AHORRO	2.681.793	1,46%
INVERSIONES	2.239.702	2,33%	DEP- PLAZO	1.560.508	6,03%
CARTERA COMERCIAL	2.212.808	7,46%	DEP- GARANTÍA	1.211	0,00%
CARTERA DE CONSUMO	1.851.995	14,65%	INTERBANCARIOS	0	0,00%
CARTERA VIVIENDA	565.190	10,47%	OBLIGACIONES- FIN	110.908	12,57%
CARTERA MICROCRÉDITO	595.436	27,87%	VALORES CIRCULACIÓN	320.304	5,69%
CARTERA REESTRUCURADA	0	0,00%	OBLI- CONVERTIBLES	128.634	1,21%
DERECHOS FIDUCIARIOS	106.797	1,43%	OTROS	0	0,00%
OTROS	0	0,00%			
TOTAL ACTIVOS PRODUCTI	7.690.794	9,37%	TOTAL PASIVOS CON CO	5.095.600	3,32%
ACTIVO TOTAL	8.995.302		% PASIVOS CON COSTO	56,65%	
% ACTIVOS PRODUCTIVOS	85,50%				

Fuente: Banco General Rumiñahui

Elaborado: Autor

La suficiencia patrimonial a dic-13 incluye un activo improductivo de USD 3MM vs USD115MM a junio del 2014 (incluye USD 100M en la cuenta otros que corresponde a pagos interbancarios).

La morosidad de la cartera total a junio del 2014 fue de 4.44 vs 3.45 que presentó a diciembre del 2013 vs el sistema que cerró en 3.14 el incremento en la morosidad respecto al cierre del 2013 se da principalmente en la cartera de consumo

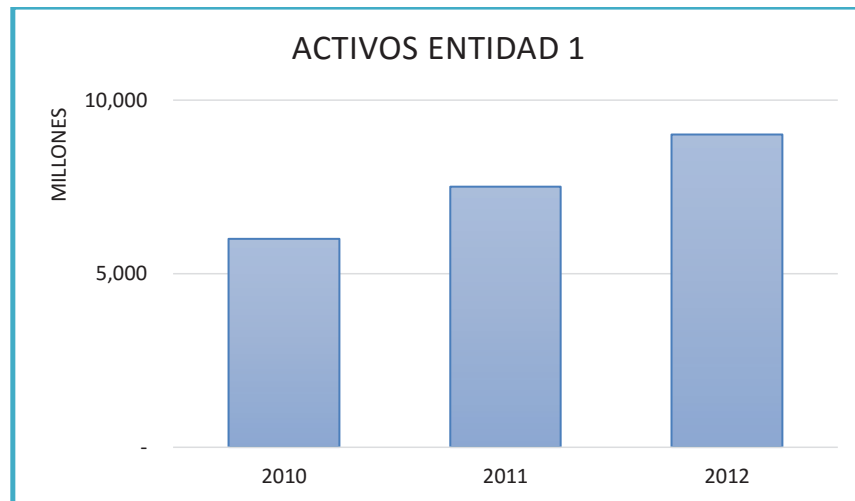
A junio 2014 la cobertura fue del 255.82. Si bien la cobertura ha disminuido en todos los tipos de crédito, la Institución mantiene coberturas mayores a las del sistema financiero.

Durante el 2013 se observó una desaceleración en todo el sistema explicado por un menor crecimiento en el segmento de consumo, medidas regulatorias que limitaron el cobro de servicios financieros, y la venta de empresas subsidiarias que afectó a la rentabilidad. El ROE de la Institución que pasó del 9.54% a diciembre del 2012 a 7.37% a diciembre del 2013 y a junio del 2014 muestra una mejora llegando al 8.52%. El sistema por su parte pasa del 10.52 a diciembre del 2013 a 10.27 a junio del 2014.

El spread de tasa pasó de 6.58% a en diciembre del 2013 a 6.05% a junio del 2014. A partir del diciembre del 2012, las instituciones financieras afrontaron una mayor carga tributaria por la Ley Orgánica de Redistribución de Ingresos para el Gasto Social.

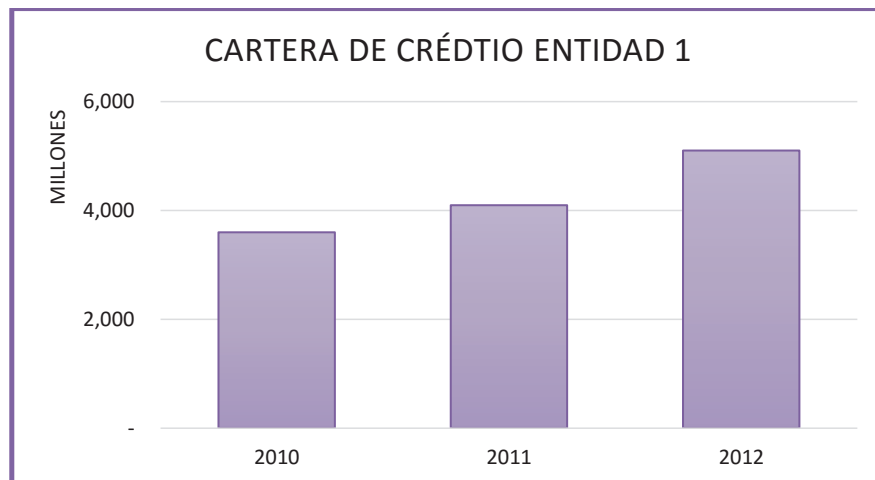
El índice que relaciona el patrimonio técnico constituido sobre los activos ponderados por riesgos a diciembre fue del 11.24% superando el 9% fijado por el organismo de control.

La institución mantiene adecuados niveles de liquidez. La cobertura de los 25 mayores depositantes y de los 100 mayores depositantes muestra la diversificación que maneja la Institución.



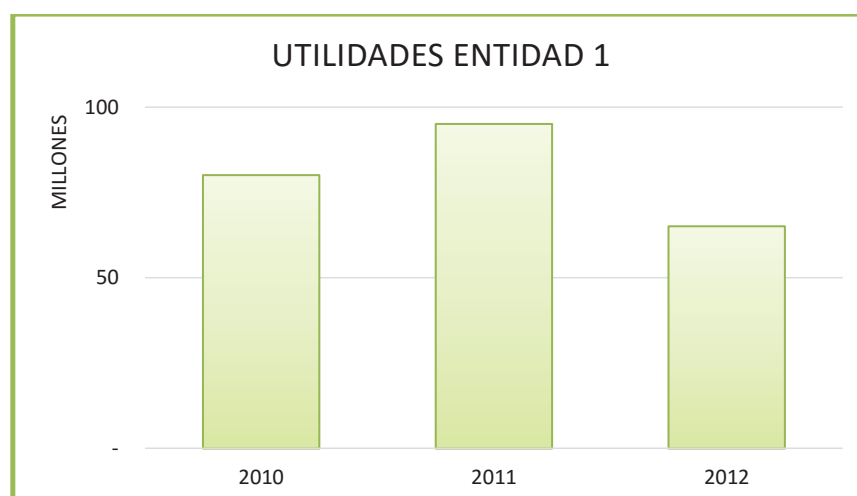
Fuente: (EKOS, Febrero 2015)
Elaborado: Autor

Figura 7. Evolución de activos de la Institución de análisis



Fuente: (EKOS, Febrero 2015)
Elaborado: Autor

Figura 8. Evolución de la cartera de crédito de la Institución de análisis



Fuente: (EKOS, Febrero 2015)
Elaborado: Autor

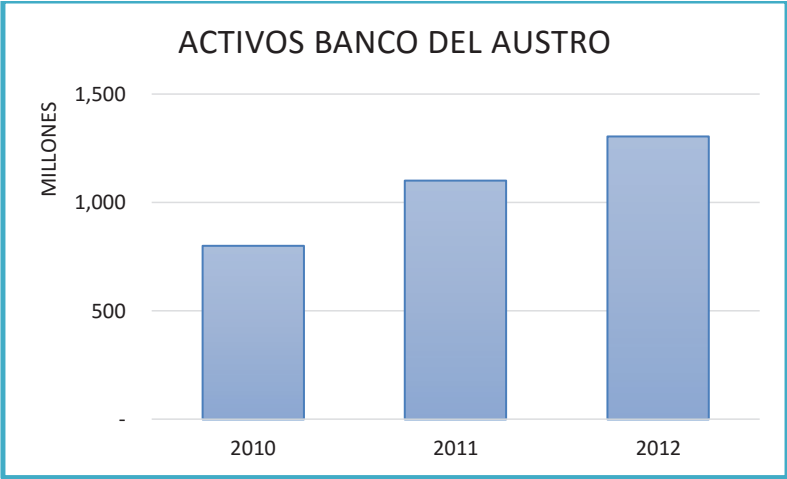
Figura 9. Evolución de la utilidad de la Institución de análisis

Si bien la Institución mantiene una solvencia adecuada, como se aprecia en la Figura 7, Figura 8 y Figura 9, en donde se revisa la evolución de activos, cartera de crédito y las utilidades respectivamente, se observa que en activos y cartera presenta un incremento sostenido en el tiempo, mas no así las utilidades que como se explicó anteriormente se debe en parte a medidas regulatorias, pese a mantener la utilidad más alta del sistema (USD 65,9 millones), presenta una reducción en sus niveles de utilidad ya que en 2011 reportó USD 96,5 millones, lo que redujo su ROA de 1,43% a 0,81% y su ROE de 14,4% a 8,7%, estas medidas regulatorias afectaron a todo el sistema financiero. A continuación se presentara la evolución de otras Instituciones Financieras para determinar si la Institución de análisis tiene problemas en sus indicadores.

5.1.13.1. Análisis y comparación de Instituciones Financieras.

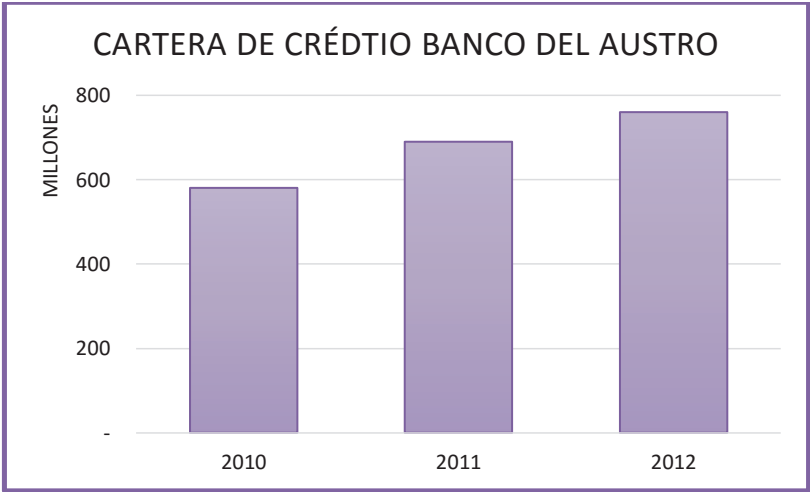
A continuación se realizara un análisis de las principales Instituciones Financieras para luego realizar una comparación de la Institución que supera los límites el límite máximo de crédito determinado por CyRCE.

5.1.13.1.1. Banco del Austro



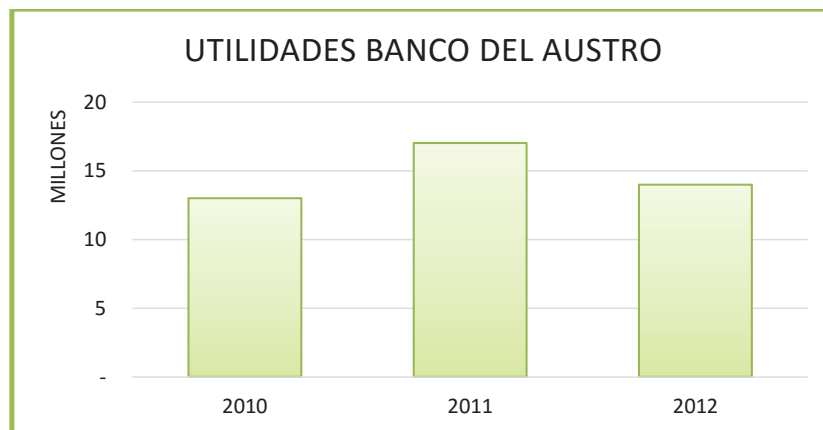
Fuente: (EKOS, Febrero 2015)
Elaborado: Autor

Figura 10. Evolución de activos del Banco del Austro



Fuente: (EKOS, Febrero 2015)
Elaborado: Autor

Figura 11. Evolución de la cartera de crédito del Banco del Austro



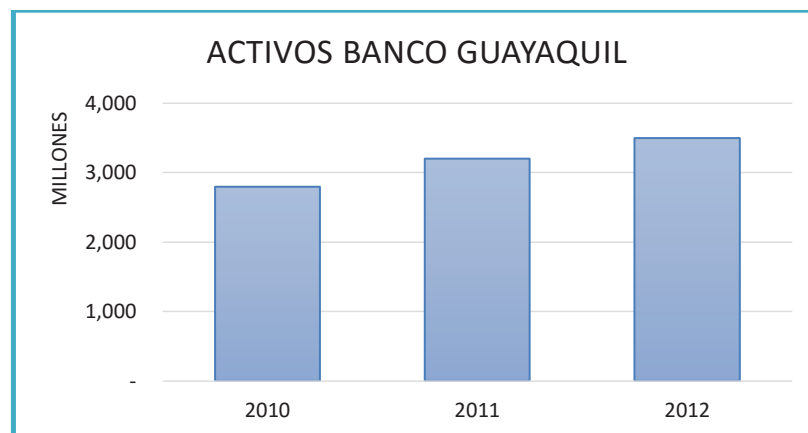
Fuente: (EKOS, Febrero 2015)

Elaborado: Autor

Figura 12. Evolución de utilidades del Banco del Austro

Banco del Austro refiere indicadores de activo productivo del 87,9% y tasa de crecimiento del patrimonio de 16%, no obstante, presenta bajos niveles de rentabilidad ROA del 1,16% y ROE del 12,6% y un alto nivel de morosidad del 4,61%, en comparación a las otras entidades de su grupo.

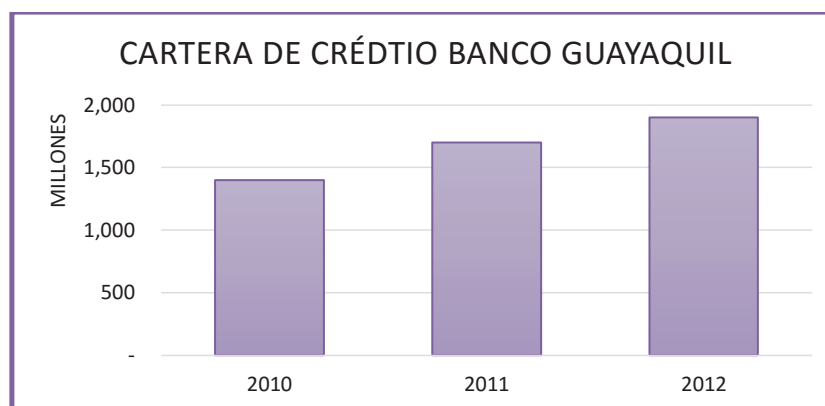
5.1.13.1.2. Banco Guayaquil



Fuente: (EKOS, Febrero 2015)

Elaborado: Autor

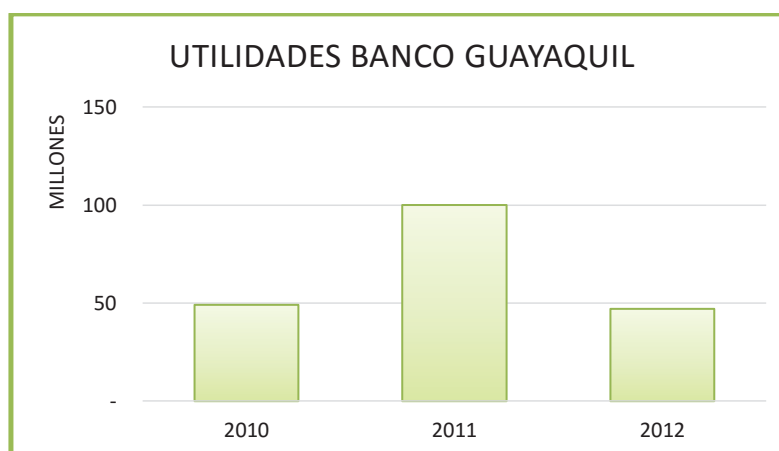
Figura 13. Evolución de activos del Banco Guayaquil



Fuente: (EKOS, Febrero 2015)

Elaborado: Autor

Figura 14. Evolución de la cartera de crédito del Banco Guayaquil



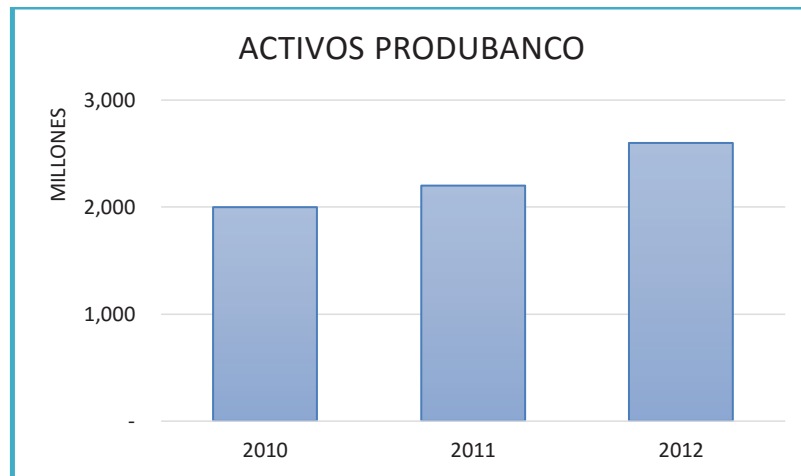
Fuente: (EKOS, Febrero 2015)

Elaborado: Autor

Figura 15. Evolución de la utilidad del Banco Guayaquil

Banco de Guayaquil es la segunda entidad financiera más grande del país en nivel de Activos y número de clientes, sin embargo presentó una reducción en sus niveles de utilidad de USd 98,1 millones en 2011 a USd 35,4 millones en 2012, lo que implica una reducción de su ROA de 3,07% a 1,06% y de su ROE de 31% a 10,6%

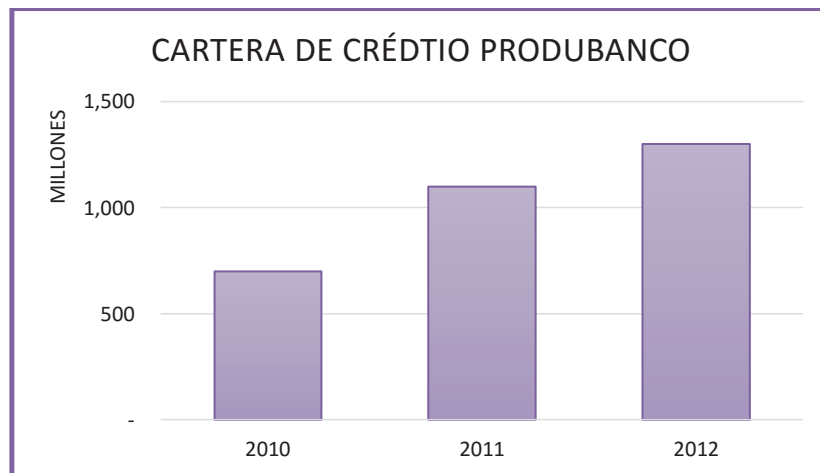
5.1.13.1.3. Produbanco



Fuente: (EKOS, Febrero 2015)

Elaborado: Autor

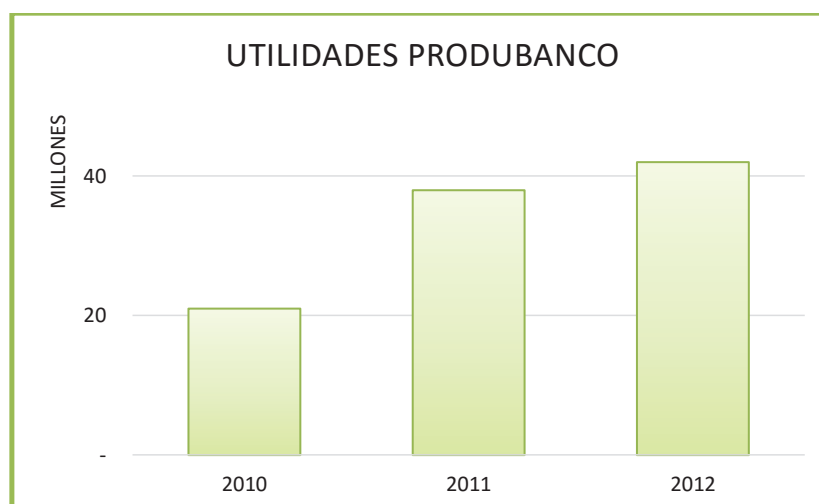
Figura 16. Evolución de los activos de Produbanco



Fuente: (EKOS, Febrero 2015)

Elaborado: Autor

Figura 17. Evolución de la cartera de crédito de Produbanco



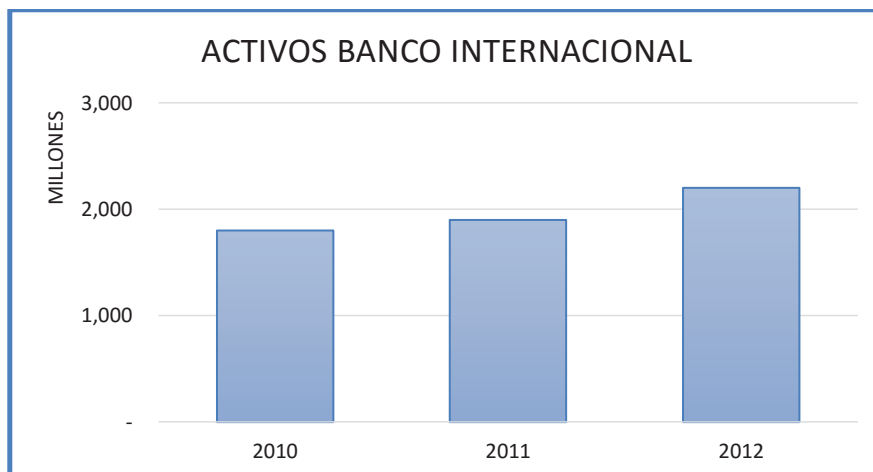
Fuente: (EKOS, Febrero 2015)

Elaborado: Autor

Figura 18. Evolución de las utilidades de Produbanco

Produbanco mantiene buenos indicadores de rentabilidad y morosidad. Dentro de su segmento es la entidad más rentable con un ROA del 1,59% y ROE del 16,93%, mientras que sus niveles de morosidad (1,6%) le permiten alcanzar un alto puntaje dentro del ranking EKOS. Los indicadores de solvencia patrimonial le impiden alcanzar una mejor posición.

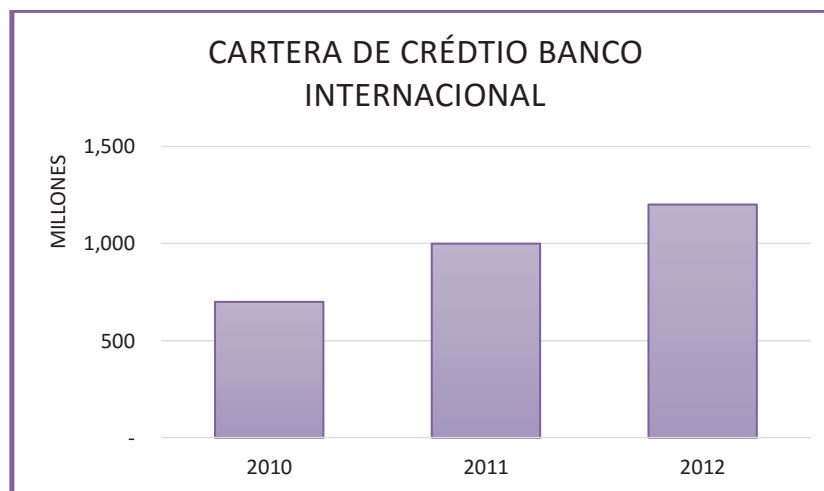
5.1.13.1.4. Banco Internacional



Fuente: (EKOS, Febrero 2015)

Elaborado: Autor

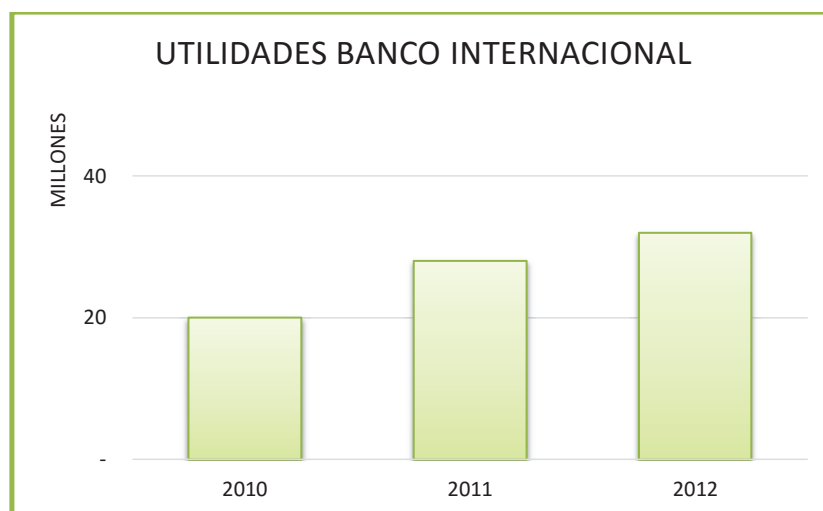
Figura 19. Evolución de activos de Banco Internacional



Fuente: (EKOS, Febrero 2015)

Elaborado: Autor

Figura 20. Evolución de la cartera de crédito del Banco Internacional

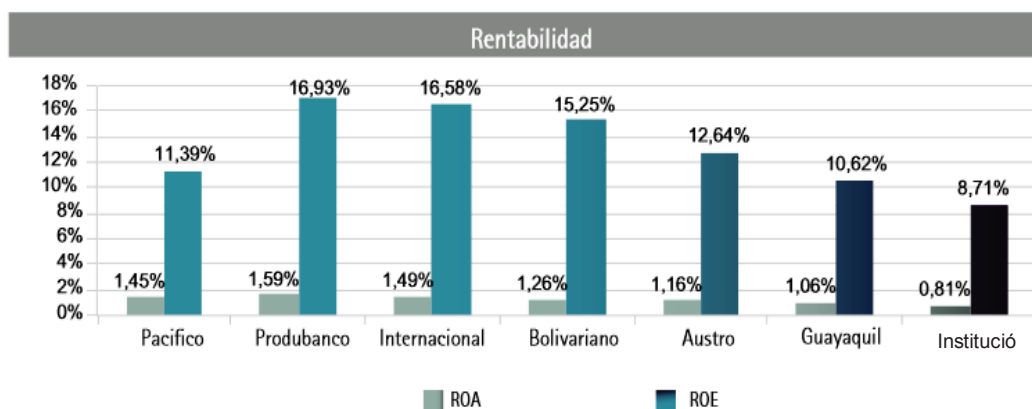


Fuente: (EKOS, Febrero 2015)

Elaborado: Autor

Figura 21. Evolución de la utilidad del Banco Internacional

Banco Internacional presenta indicadores de eficiencia, rentabilidad y morosidad adecuados. Con una tasa de gasto operativo sobre activo total de 3,61% y un nivel de morosidad del 1,58%, registra el tercer lugar entre los bancos con mayor ROE (16,58%) y la cuarta ubicación entre los de mayor ROA (1,49%). Los índices de tasa de crecimiento de cartera (12%) y de patrimonio (11%).



Fuente: (EKOS, Febrero 2015)

Elaborado: (EKOS, Febrero 2015)

Figura 22. Rentabilidad de las Instituciones Financieras analizadas (EKOS, Febrero 2015)

En la Figura 22, se observa la rentabilidad de algunas de las instituciones financieras del Ecuador, en donde se aprecia que la institución que estamos evaluando y apoyándonos con los análisis anteriores realizados podemos decir que la institución tiene un ROE y RAO menor con relaciones a las demás instituciones.

ENTIDAD	LIQUIDEZ	PATRIMONIO	RENTABILIDAD		MOROSIDAD	EFICIENCIA	CALIDAD DE ACTIVOS	TASA CRECIMIENTO CARTERA	TASA CRECIMIENTO PATRIMONIO	TOTAL 100%
			ROA	ROE						
			15%	15%						
	12,5%	15%	15%	15%	15%	15%	12,5%			100%
PACIFICO	5	5	3	2	4	5	2	4	2	3,75
PRODUBANCO	5	2	4	4	4	4	2	3	3	3,625
INTERNACIONAL	5	2	3	4	4	4	3	2	2	3,425
BOLIVARIANO	4	1	3	3	5	4	4	1	3	3,325
AUSTRO	4	2	2	2	2	3	3	2	3	2,625
GUAYAQUIL	4	3	2	2	3	2	3	2	1	2,525
Entidad	3	2	1	1	3	2	1	3	3	2,2

Fuente: (EKOS, Febrero 2015)

Elaborado: (EKOS, Febrero 2015)

Figura 23. Ranking IFIS (EKOS, Febrero 2015)

Finalmente se observa que los indicadores financieros de la Entidad 1 en relación a las demás instituciones son en general menores al resto, principalmente en indicadores de rentabilidad ROE, ROA y cantidad de activos.

En conclusión al realizar la comparación de la Institución financiera en el sistema, se aprecia que sus indicadores financieros no son los mejores al compararlos con ciertos bancos similares, por lo que podríamos suponer que su categorización en el modelo refiere que no es un cliente de bajo riesgo, para poder contestar esta pregunta realizaremos el análisis de con los estimadores del modelo CyRCE.

5.1.14. ANÁLISIS DE PARÁMETROS UTILIZADOS POR EL MODELO CYRCE PARA LOS CLIENTES QUE SUPERAN EL LÍMITE MÁXIMO DE CRÉDITO.

En este punto se hará notar la relación que tienen los indicadores financieros de la institución con los límites máximos de crédito que arroja el modelo y poder contrastar su coherencia.

La Institución financiera cuenta con una probabilidad de incumplimiento del 10% que la sitúa en la categoría de riesgo B y esta tendría una severidad de pérdida del 3%, al revisar el tipo de garantías se encontró que al ser una institución financiera contralada por la Superintendencia de Bancos, la Institución no está obligada a solicitar garantías por las operaciones de crédito que realicen entre ellas, por lo indicado en este caso, si se produciría el evento de incumplimiento y estimando la pérdida total de este cliente, diríamos que con un nivel de confianza del 95% tendríamos un valor en riesgo del 59% de la cartera, que en dólares sería 5.4 millones.

Como se puede apreciar el modelo tiene coherencia en los límites máximos estimados, primeramente por que no existen demasiadas empresas que superen este límite, apenas son dos, lo que por lógica nos indica que el límite máximo de 1.8 millones mostrada en la Tabla 30 es adecuado para la Institución Financiera, para las dos operaciones de crédito se pudo evidenciar que en el caso de la empresa que tiene un crédito de 9.1 millones su riesgo de pérdida y suficiencia de capital, para poder cubrir las mismas son muy altas, debido a estos argumentos se puede aseverar que el modelo guarda relación con la realidad de la institución y sus estimadores son coherentes con la misma.

Si se tomara una actitud conservadora, y se adoptara el límite máximo que el modelo estime como una regla para todos los créditos comerciales, se aprecia que solo existirían dos créditos en la cartera que no cumplen con la condición por lo que desde el punto de vista de negocios no sería un gran impacto para la

institución pero si un gran mitigante del riesgo de crédito que apalancaría a una adecuada gestión y administración del riesgo crediticio.

5.2. COMPARACIÓN DE INDICADORES BASADOS EN LOS DIFERENTES COMPONENTES UTILIZADOS EN CYRCE

Recordemos que a lo largo de este capítulo hemos realizado los análisis en base a tres escenarios:

1. Cartera de crédito segmentada por sector económico.
2. Cartera de crédito segmentada por sector económico y niveles de riesgo.
3. Cartera de crédito segmentada por sector económico, niveles de riesgo e incluyendo pérdida dado el incumplimiento.

A continuación se presentara un resumen de todos los indicadores que intervienen en la construcción del modelo CyRCE para los tres escenarios para poder analizarlos y adicionalmente ver a que componentes son las más sensibles en el modelo.

Tabla 34. Valor en Riesgo para los tres escenarios

Escenario	# de Crédito	Saldo Cartera Comercial	Prob. Incump. Promedio	$\sum_{i=1}^N f_i^2$	$\left(\sum_{i=1}^N f_i^2\right)^2$	H(F)
1	465	\$ 74.024.139,25	16.76%	125342710*	5479573191*	2.29%
2	465	\$ 74.024.139,25	16.76%	5479573191*	361963721*	6,61%
3	465	\$ 5.318.960,70	16.76%	28291342*	1965375*	6,95%

*valores en millones de dólares

Fuente: Banco General Rumiñahui

Elaborado: Autor

Como se aprecia en la tabla anterior en donde hacemos la comparación de los diferentes indicadores hasta llegar al valor en riesgo de la cartera de crédito. Observemos que existe un columna en donde hemos colocado el valor de la cartera de crédito y en la siguiente colocamos la cartera en riesgo para el escenario 1 y 2 este valor es igual a la cartera de crédito ya que no existe ningún insumo hasta ese momento para poder determinar cuánto de la cartera de crédito podría perderse o sobre qué porcentaje de la cartera se debería realizar el análisis o cuanto de la cartera está en riesgo, para el tercer escenario en donde se toma se añade el factor de la severidad de la pérdida se puede apreciar que la cartera en riesgo sería de 5 millones lo cual tiene coherencia ya que las Instituciones Financieras tiene procedimientos establecidos para poder mitigar el riesgo ya que si estos no existieran no se podría determinar cuánto del portafolio tiene una probabilidad de que entre en incumplimiento y cuanto de la cartera se podría perder y en base a esta información constituir provisiones para posibles pérdidas de la cartera de crédito, por estos criterio tiene mucha coherencia que la cartera en riesgo sea de 5 millones y no de toda la cartera ya que si toda la cartera estuviera en riesgo no sería rentable para la Institución.

Ahora revisando el índice de concentración de Herfindahl podemos apreciar que la cartera menos concentrada es la primera que tiene el valor de 2.29% compara con la segunda y tercera de 6.61% y 6.95% respectivamente, pero este indicador bajo se debe a que la cartera de crédito en el primer caso no fue agrupada por ninguna relación se determinó como independientes a todas las operaciones de crédito por lo cual este indicador obviamente es bajo, en los dos casos siguientes se puede apreciar que el indicador de Herfindahl es parecido en estos casos aunque en el segundo caso estemos calculándolo con la cartera de crédito total y en el segundo caso incorporando el componente de severidad dado el incumplimiento.

A continuación revisaremos la razón de capitalización el valor en riesgo en los tres casos de estudio, revisando los tres escenarios se puede apreciar claramente que la razón de capitalización no es muy sensible al índice de

Herfindahl ya que lo que mide sería una pérdida total compuesta por un pérdida esperada e inesperada y acompañada del indicador de concentración que en estos escenarios al ser significativamente diferentes el primero con el segundo y tercero la razón de capitalización no es significativamente diferente.

Tabla 35. Valor en Riesgo de la cartera de crédito

Escenario	# de Crédito	Saldo Cartera Comercial	Cartera en riesgo	Prob. Incump. Promedio	H(F)	$Z_{\alpha=0.95}$	ψ	VaR_{α}
1	465	\$ 74.024.139,25	\$ 74.024.139,25	16.76%	2.29%	1.64	0.26	\$19.285.382
2	465	\$ 74.024.139,25	\$ 74.024.139,25	16.76%	6,61%	1.64	0.33	\$24.095.794
3	465	\$ 5.318.960,70	\$ 5.318.960,70	16.76%	6,95%	1.64	0.33	\$1.752.808

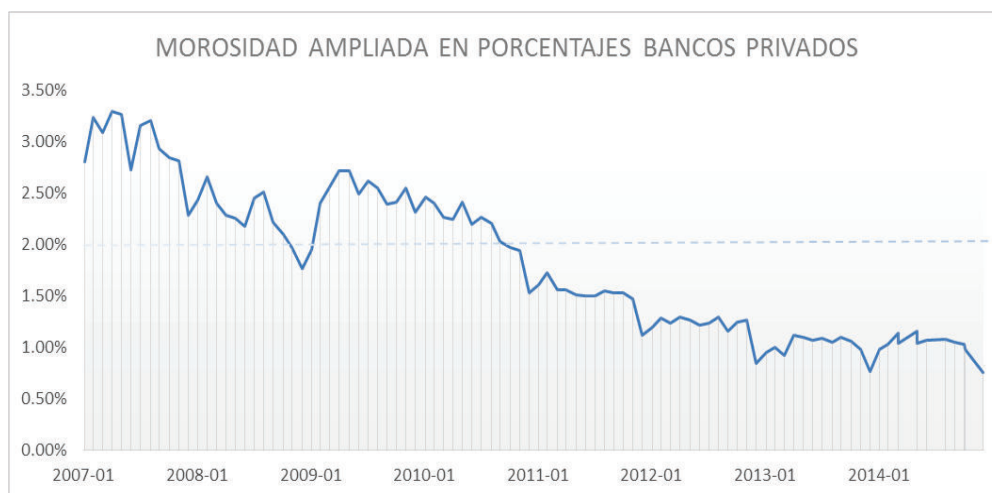
*valores en millones de dólares

Fuente: Banco General Rumiñahui

Elaborado: Autor

Ahora en términos de valor en riesgo nos indicaría el valor que el Banco debe tener como mínimo para poder afrontar pérdidas en la cartera de crédito, revisando los valores del primero y segundo caso que tiene los mismos valores de cartera en riesgo podemos apreciar que existe una diferencia entre ellos de 4.8 millones, en el primer escenario donde existe una concentración de cartera baja y sin tomar en cuenta categorías de riesgo, nos indica que la pérdida en este escenario es mucho menos a la del segundo escenario, por lo que podemos indicar que la razón de capitalización y el Var de crédito están altamente relacionadas y su valor de riesgo dependerá de que tan grande sea la cartera de crédito ya que con valores no tan distantes la razón de capitalización de 4 millones para la institución sería significativo al momento de constituir provisiones o sufrir pérdidas por los Var calculados en estos casos.

En el tercer caso vemos que existe evidentemente un valor en riesgo sumamente menor que es generado por la clasificación de las categorías de riesgo asociadas a la probabilidad de incumplimiento y añadiendo el insumo de severidad de pérdida, el valor se considera como un valor real y razonable ya que las Instituciones Financieras no pueden permitirse asumir niveles tan altos de pérdida ya que esto podría generar problemas de solvencia y posiblemente no podría cubrir con sus obligaciones a los clientes ocasionando quiebras financieras, al poder calcular un valor de pérdida para la Institución más ajustado a la realidad del riesgo que está asumiendo es razonable que el valor en riesgo (VaR) sea únicamente de 1.7 millones, lo cual fue evidente desde el momento que se revisó la Tabla 20 en donde veíamos la distribución de la cartera que se encontraba en calificaciones con probabilidad de incumplimiento bajas, relacionando o calculando el indicador de morosidad como el VaR sobre el total de la cartera sería del 2.43% lo que al compararlo con el indicador de morosidad de los Bancos del Sistema Financiero tiene coherencia revisando la Figura 24, que tiene información de morosidad ampliada la misma que está compuesta por la cartera vencida y en base a esta cartera los bancos constituyen provisiones por pérdidas esperadas, en nuestro cálculo de VaR estaría incorporada la pérdida esperada e inesperada por lo que evidentemente es mayor.



fuelle: Superintendencia de Bancos Ecuador

Elaborado: Autor

Figura 24. Morosidad de bancos del sistema financiero

Ahora calculemos la razón de capitalización con el capital de la institución y la cartera de crédito, para determinar los cambios en el indicador, revisando la Tabla 36, se puede observar que para el cálculo de la razón de capitalización se utilizó en estos el mismo valor de patrimonio técnico constituido como el capital que la institución requiere para poder afrontar pérdidas de su cartera de crédito.

La Superintendencia de Bancos y Seguros, en su normativa vigente indica la relación que debe existir entre el patrimonio total y los activos y contingentes ponderados por riesgo para las instituciones financieras controladas, en donde indica que con el objeto de mantener constantemente su solvencia, las instituciones financieras públicas y privadas tienen la obligación de mantener en todo el tiempo un nivel mínimo de patrimonio técnico total equivalente al 9%²¹ de la suma total de los activos y contingentes ponderados por riesgo, aplicando este criterio el patrimonio que la Institución Financiera requeriría para la cartera comercial sería de 6.6 millones.

Tabla 36. Razón de capitalización del Banco

Escenario	# de crédito	Saldo Cartera Comercial	Cartera en riesgo	ψ	Patrimonio PT	ψ^*
1	465	\$ 74.024.139,25	\$ 74.024.139,25	0.26	\$21.000.000	0.28
2	465	\$ 74.024.139,25	\$ 74.024.139,25	0.33	\$21.000.000	0.28
3	465	\$ 5.318.960,70	\$ 5.318.960,70	0.33	\$1.800.000	0.34

*valores en millones de dólares

Fuente: Banco General Rumiñahui

Elaborado: Autor

Para el análisis y los cálculos tomamos el 35% del patrimonio técnico contenido para el primer y segundo escenario, para el tercer escenario en cambio hemos

²¹ Revítese la Sección I del Título V del libro I referente al Patrimonio Técnico.

tomado el 7% del patrimonio ya que la cartera en riesgo ajustado a la realidad de la Institución es sumamente menor, una vez explicada la forma que se tomó el valor del patrimonio analicemos los dos indicadores de razón de capitalización calculados. Como se indicó anteriormente, cuando $\psi^* > \psi$ el banco cuenta con suficiencia de capital, de esta relación se aprecia que en primer escenario la Institución cuenta con suficiencia de capital, así como en el tercer y en el segundo escenario la institución ya no cuenta con suficiencia de capital, esto hace notar claramente que el indicador de concentración de Herfindahl es muy importante que sea determinado y ajustado bajo la realidad de la institución para que no exista una sobre estimación ni una subestimación del indicador y el análisis sea adecuado y pueda apalancar la toma de decisiones.

5.3. MODELO CREDITRISK+ PARA LA CARTERA DE LA INSTITUCIÓN FINANCIERA

Para el análisis de la cartera de la Institución Financiera se tomara la misma información presenta en la Tabla 20 que muestra la cartera de crédito clasificada por categorías de riesgo y sector económico

Considerando los saldos de la cartera de crédito que tienen los clientes comerciales y asociándolas a la pérdida esperada y relacionando con todos los clientes de la cartera de crédito se estima que la unidad fija de pérdida “L” es de 58,354.18²² dólares y tomando la severidad de la pérdida para las diferentes categorías de riesgo de la Tabla 26, se construye la con la ecuación (4.37)

²² La unidad fija de perdida se obtiene como una estimación promedio o estándar del nivel de exposición de las operaciones de crédito comerciales, dicho de otra manera, es la exposición del saldo de las operaciones crédito que estarían expuesta al riesgo de crédito. Revisar el Capítulo III, sección 3.9

Tabla 37. Niveles estándar de pérdidas

Orden	SECTOR ECONOMICO / CALIFICACION	CLASIFICACION				
		A	B	C	D	E
	Lambda	0.5%	3.0%	7.0%	10.0%	22.0%
1	COMERCIO	-	4	1	6	12
2	CONSTRUCCION	-	4	-	7	11
3	ESTABLECIMIENTOS FINANCIEROS	-	7	-	-	-
4	SERVICIOS PRESTADOS A EMPRESAS	-	-	3	7	9
5	SERVICIOS PERSONALES Y DE LOS	-	1	1	1	2
6	OTROS	-	-	1	1	2
7	FAB. DE PROD. QUIMICOS	-	-	-	3	1
8	PRODUCTOS ALIMENTICIOS	-	1	1	-	-
9	FAB. DE PAPEL Y PROD. DE PAPEL	-	1	1	-	2
10	FAB. DE PROD. MINERALES NO	-	-	-	-	-
11	INSTRUCCION PUBLICA	-	-	-	-	-
12	SERVI. MEDICOS QUIRURGICOS Y	-	-	-	-	-
	TOTAL	-	18	8	25	39

Fuente: Analisis Autor

Elaborado: Autor

En esta tabla se aprecia claramente que existen varios créditos que tienen el mismo nivel estándar de exposición. Por ejemplo, hay seis créditos que tienen nivel estándar de exposición de uno y otros cinco con nivel estándar de exposición de tres. Nótese además que se puede encontrar el mismo nivel de exposición estándar en deudores con diferente categoría de riesgo. Finalmente, es interesante notar que la mayor concentración de pérdida potencial se encuentra en los créditos de categoría de riesgo “E” que es la que mayor probabilidad de incumplimiento tiene, de hecho es algo que se esperaba.

Claramente se evidencia que hay bandas que contendrán más créditos que otras; la agrupación por bandas se muestra en la Tabla 38.

Tabla 38. Agrupación de los créditos por categoría de riesgo

Banda	número de deudores	# de deudores por categoría de riesgo
1	11	B(5,8,9); C(1,5,6,8,9); D(5,6); E(7)
2	3	E(5,6,9)
3	2	C(4); D(7)
4	2	B(1,2)
6	1	D(1)
7	3	B(3); D(2,4)
9	1	E(4)
11	1	E(2)
12	1	E(1)

Fuente: Banco General Rumiñahui

Elaborado: Autor

Se puede apreciar que para encontrar la FGP de las pérdidas, es necesario tomar en cuenta dos cosas:

- i. La probabilidad de que ocurra una pérdida por un “nivel de exposición” que es un número entero “ n ”, tal que $kL < n < (k + 1)L$ es nula.
- ii. También puede existir un cierto nivel de exposición estándar “ kL ”, que no corresponda a ningún crédito y que, por lo tanto, la probabilidad de que falle un crédito que implique este nivel de pérdida también es cero.

Lo anterior significa que las únicas probabilidades que serán diferentes de cero son las que correspondan a niveles de exposición “ L_i ”, asociada a múltiplos “ v_i ” de la unidad “ L ” que pertenece a alguna banda de la agrupación. Estas probabilidades serán precisamente los coeficientes de s^{v_i} , de la FGP de pérdidas obtenida.

Una vez dividida la cartera en “ n ” bandas de exposición a pérdidas, estas se puede identificar con algún subíndice “ j ”; $j=1,2,\dots, n$ y se define los términos siguientes:

v_j = Exposición a pérdida común a todos los deudores en la banda “j”

ε_j = Pérdida esperada en la banda “j” medida como múltiplo de “L”

μ_j = Número de incumplimiento en la banda “j”

Estas definiciones implican el cumplimiento de ciertas relaciones que serán importantes posteriormente. Para empezar, como cada deudor solo puede estar en uno de dos estados, inmediatamente se deduce que:

$$\mu_j = \sum_{\{i/v_i=v_j\}} P_i \quad (5.1)$$

Además, la pérdida esperada asociada cada banda es $\varepsilon_j = \mu_j * v_j$, mientras que la que corresponde a cada deudor $\varepsilon_j = p_j * v_j$. Con esto se puede comprobar que se deben cumplir las relaciones siguientes:

$$\mu_j = \frac{\varepsilon_j}{v_j} = \sum_{\{i/v_i=v_j\}} \frac{\varepsilon_j}{v_j} = \frac{1}{v_j} \sum_{\{i/v_i=v_j\}} \varepsilon_j \quad (5.2)$$

Finalmente, nótese que el número esperado de incumplimiento para toda la cartera de crédito es simplemente la suma del número esperado de incumplimiento en cada banda, es decir:

$$\mu_j = \sum_{j=1}^m \mu_j = \sum_{j=1}^m \frac{\varepsilon_j}{v_j} \quad (5.3)$$

En la clasificación por banda representada en la Tabla 38 se aprecia que la segunda banda, en donde todos los créditos representan una exposición de dos unidades, hay tres deudores dentro de una calificaciones, a saber: E(5); E(6); E(9). Tomando de la Tabla 19, las probabilidades de incumplimiento para los deudores con esta categoría de riesgo es del 12%. Entonces, de la ecuación (5.1) el número esperado de incumplimientos de la segunda banda es: 2.10.

Como la pérdida espera de los deudores en la banda " v_2 " es de dos unidades, la pérdida esperada en la banda simplemente es: $2 \cdot 2.10 = 4.20$. En la Tabla 39 se resumen los resultados para todas las bandas y la cartera en su conjunto.

Tabla 39. Número esperado de incumplimiento y pérdida por banda

Banda	número de deudores	# de deudores por categoría de riesgo	#. esperada de impago	Pérdida esperada
1	11	B(5,8,9); C(1,5,6,8,9); D(5,6); E(7)	2.89	2.89
2	3	E(5,6,9)	2.10	4.20
3	2	C(4); D(7)	0.57	1.71
4	2	B(1,2)	0.24	0.96
6	1	D(1)	0.34	2.04
7	3	B(3); D(2,4)	0.80	5.60
9	1	E(4)	0.70	6.30
11	1	E(2)	0.70	7.70
12	1	E(1)	0.70	8.40
TOTAL			9.04	39.80

Fuente: Banco General Rmuniñahui
Elaborado: Autor

En resumen, el número esperado de incumpliendo de la cartera es 9.04, corresponde a una pérdida esperada de 39.80 unidades de pérdida estándar. Multiplicando por la unidad de \$58.354,18, la pérdida esperada de la cartera es de \$2.322.496,40.

5.3.1. OBTENCIÓN DE LA DISTRIBUCIÓN DE LAS PÉRDIDAS.

Ahora, calcularemos la probabilidad de pérdida, de la Tabla 39, se puede ver que de las doce bandas posibles, las que corresponden a la banda 5, 8 y 10 unidades tienen una pérdida esperada de cero. De la misma manera se observa que el número esperado de incumplimiento para la cartera aplicando la ecuación (10.6) es $\mu = 9.04$, por lo tanto:

$$P_0(58.354,18) = e^{-9.04} = 0.0001$$

Para ver como se hace la recursión tomando en cuenta las bandas de pérdida esperada nula, supóngase que se ha hecho el cálculo de la probabilidad hasta 3 unidades de pérdida. Los resultados se resumen en la Tabla 40 que se presenta a continuación:

Tabla 40. Probabilidad de pérdida de cero a tres unidades estándar

No. De unidades	0	1	2	3
Probailidad de Pérdida	0	0.0003	0.0007	0.0013
Pérdida esperada		2.89	4.20	1.71

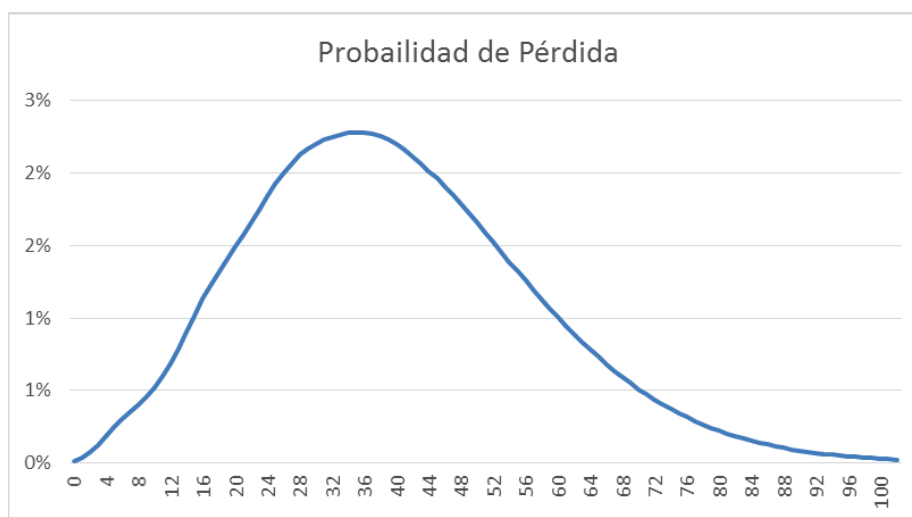
Fuente: Banco General Rumiñahui

Elaborado: Autor

Para el cálculo de la probabilidad de perder tres unidades recuérdese que pérdida esperada en la banda de “cero unidades” es cero por definición. Tomando los valores correspondientes de la Tabla 39 y Tabla 40 y aplicando la ecuación recursiva (10.24), se obtiene la probabilidad de perder 3 unidades estándar según:

$$P_3 = \frac{\{\varepsilon_1 * P_{3-1} + \varepsilon_2 * P_{3-2} + \varepsilon_3 * P_{3-3}\}}{3}$$

Haciendo las operaciones aritméticas, se obtiene $P_3(58.354,18) = 1.71$. Nótese que en el cálculo de la formula recursiva para los créditos correspondientes a pérdidas esperadas de 5, 8 y 10 unidades estándar no aparecerá, ya que no hay créditos en estas bandas. En la Figura 25 se puede apreciar la forma que tiene la distribución de las pérdidas.



Fuente: Banco General Rumiñahui

Elaborado: Autor

Figura 25. Distribución de probabilidades de pérdida en números de unidades estándar

En la Tabla 41 se resume los resultados de los cálculos, proporcionando la distribución de probabilidad de pérdida en unidades estándar.

Tabla 41. Distribución de probabilidad de pérdidas en número de unidades estándar

No. De unidades	Prob. de Perdida	No. De unidades	Prob. de Perdida	No. De unidades	Prob. de Perdida
0	0.00	34	0.02	67	0.01
1	0.00	35	0.02	68	0.01
2	0.00	36	0.02	69	0.01
3	0.00	37	0.02	70	0.01
4	0.00	38	0.02	71	0.00
5	0.00	39	0.02	72	0.00
6	0.00	40	0.02	73	0.00
7	0.00	41	0.02	74	0.00
8	0.00	42	0.02	75	0.00
9	0.00	43	0.02	76	0.00
10	0.01	44	0.02	77	0.00
11	0.01	45	0.02	78	0.00
12	0.01	46	0.02	79	0.00
13	0.01	47	0.02	80	0.00
14	0.01	48	0.02	81	0.00
15	0.01	49	0.02	82	0.00
16	0.01	50	0.02	83	0.00
17	0.01	51	0.02	84	0.00
18	0.01	52	0.02	85	0.00
19	0.01	53	0.01	86	0.00
20	0.01	54	0.01	87	0.00
21	0.02	55	0.01	88	0.00
22	0.02	56	0.01	89	0.00
23	0.02	57	0.01	90	0.00
24	0.02	58	0.01	91	0.00
25	0.02	59	0.01	92	0.00
26	0.02	60	0.01	93	0.00
27	0.02	61	0.01	94	0.00
28	0.02	62	0.01	95	0.00
29	0.02	63	0.01	96	0.00
30	0.02	64	0.01	97	0.00
31	0.02	65	0.01	98	0.00
32	0.02	66	0.01	99	0.00
33	0.02			100	0.00

Fuente: Banco General Rumifahui
Elaborado: Autor

5.3.2. OBTENCIÓN DEL VALOR EN RIESGO

Para obtener el Valor en Riesgo (VaR) de una cartera de créditos bajo el esquema CreditRisk⁺, simplemente se obtiene la probabilidad de distribución acumulada de las pérdidas y, una vez decidido el nivel de confianza " α " con el que se requiere trabajar, se lee de la Tabla 41 el número de unidades estándar de pérdida que corresponde a una probabilidad acumulada de pérdida de " $1 - \alpha$ ". El paso final es convertir las unidades de pérdida correspondientes a unidades monetarias. Esto se ilustra claramente en la Tabla 42.

Tabla 42. Distribución de probabilidad acumulada de pérdida de unidades estándar

No. De unidades	Prob. acumulada	No. De unidades	Prob. acumulada	No. De unidades	Prob. acumulada
0	0.00	34	0.42	67	0.93
1	0.00	35	0.44	68	0.93
2	0.00	36	0.46	69	0.94
3	0.00	37	0.49	70	0.95
4	0.00	38	0.51	71	0.95
5	0.01	39	0.53	72	0.95
6	0.01	40	0.55	73	0.96
7	0.01	41	0.57	74	0.96
8	0.02	42	0.59	75	0.97
9	0.02	43	0.62	76	0.97
10	0.03	44	0.64	77	0.97
11	0.03	45	0.66	78	0.97
12	0.04	46	0.67	79	0.98
13	0.05	47	0.69	80	0.98
14	0.06	48	0.71	81	0.98
15	0.07	49	0.73	82	0.98
16	0.08	50	0.74	83	0.98
17	0.09	51	0.76	84	0.99
18	0.10	52	0.78	85	0.99
19	0.12	53	0.79	86	0.99
20	0.13	54	0.80	87	0.99
21	0.15	55	0.82	88	0.99
22	0.17	56	0.83	89	0.99
23	0.18	57	0.84	90	0.99
24	0.20	58	0.85	91	0.99
25	0.22	59	0.86	92	0.99
26	0.24	60	0.87	93	0.99
27	0.26	61	0.88	94	1.00
28	0.28	62	0.89	95	1.00
29	0.30	63	0.90	96	1.00
30	0.33	64	0.91	97	1.00
31	0.35	65	0.92	98	1.00
32	0.37	66	0.92	99	1.00
33	0.39			100	1.00

Fuente: Banco General Rumifahui

Elaborado: Autor

En la Tabla 42, se aprecia la distribución acumulada de pérdidas medida en unidades estándar, para la cartera con la que se trabajó, se tomara un nivel de confianza de " $\alpha = 0.05$ ". Nótese que este corresponde a un nivel de pérdida 70,

71 y 72, tomando un nivel de pérdida más conservadora se tomara el nivel de 72 unidades estándar y se recuerda que la unidad de referencia es “L= 58.354,18”, con estos insumos se tendría que el VaR en unidades monetarias es:

$$VaR_{0,05} = 72 * 58.354,18 = 4.201.501$$

Es decir, la probabilidad de que se pierdas más de 4.201 millones es del 5%, o lo mismo que: hay una probabilidad del 95% de que no se pierda más de 4.201 millones, si este valor se compara con el total de cartera de crédito comercial que es de 74 millones, se puede medir el VaR en términos relativos; es decir: hay una probabilidad del 95% de que no se pierda más de 5.7% de la cartera de crédito comercial de Institución Financiera.

5.4. CYRCE GAMMA

Aplicando la distribución Gamma²³ al modelo CyRCE construido anteriormente, a continuación se presenta la distribución de pérdidas obtenidas mediante CreditRisk⁺ y CyRCE Gamma para la cartera de crédito comercial de la Institución Financiera analizada.

Tabla 43. Resultados comparativos del VaR entre CreditRisk⁺, CyRCE y CyRCE GAMMA

Modelo	Saldo de cartera	Cartera en Riesgo	VaR_{α}	Pérdida vs monto
CreditRisk ⁺	74.024.139.3	58,354.18	4,201,501.02	5.7%
CyRCE	74.024.139.3	5,318,960.70	1,752,808.61	2.4%
CyRCE Gamma	74.024.139.3	5,318,960.70	2,762,972.93	3.7%

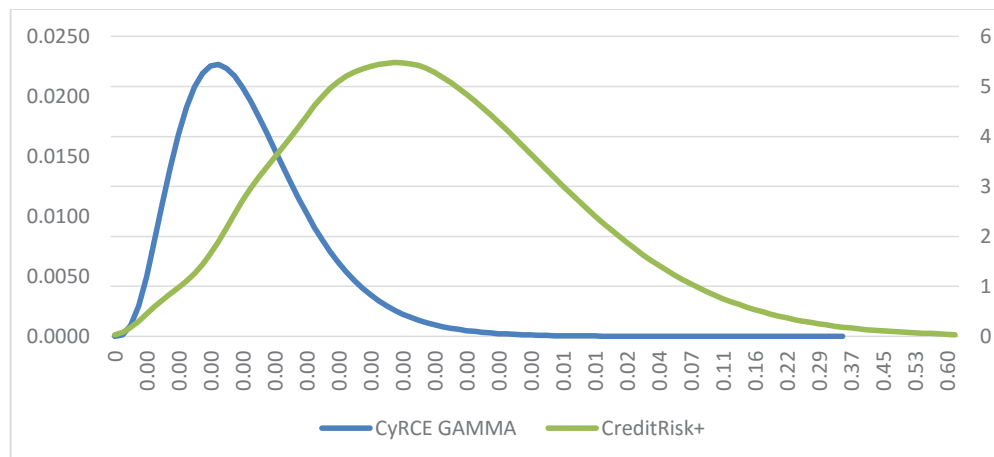
Fuente: Banco General Rumiñahui

Elaborado: Autor

Como se puede apreciar en la Tabla 43, si bien con la aproximación normal, el VaR difiere hasta 2.4 millones con respecto a la cifra que arroja CreditRisk⁺, esta variación representa el 3.3%, en el caso de la aproximación a través de la

²³ Véase ANEXO B se requiere mas información

distribución Gamma, la diferencia es solamente de 1.4 millones y esta variación es del 1.9%.



Fuente: Banco General Rumiñahui
Elaborado: Autor

Figura 26. Distribucion de presdidas con CreditRisk⁺ y CyRCE GAMA

Nótese que la distribución de pérdida obtenida mediante la aplicación de CreditRisk⁺ y CyRCE Gamma explica las diferencias en la obtención del VaR para cada uno de ellos como se revisó en la Tabla 43 y como se indicó anteriormente, la distribución Gamma puede captar la asimetría que típicamente presenta las distribuciones de pérdidas atribuibles a portafolios de crédito.

6. RESULTADOS Y DISCUSIONES

En este capítulo vamos a presentar todos los resultados obtenidos con diferentes supuestos con los que se han realizado las estimaciones como un resumen para poder apreciar de mejor manera todas las aseveraciones o notas que se han ido plasmando a lo largo del documento.

En la Tabla 44, se pueden revisar las estimaciones obtenidas para nuestros tres escenarios, recordemos cuales fueron estos: la estimación en el primer escenario se la realizo sin considerar ningún tipo de agrupación de la cartera de crédito, lo que daría a entender que la cartera comercial es independiente y cada operación es un segmento diferente, en el segundo escenario incluimos categorías de riesgo y actividades económica y en el tercer escenario incluimos las dos anteriores y adicionalmente la severidad de la pérdida por categoría de riesgo.

Tabla 44. Comparación de estimadores bajos los diferentes supuestos

Escenario	# de credito	saldo comercial	Cartera en Riesgo	prob. Promedi	H(F)	α	Z_{α}	ψ	VaR_{α}	PT	ψ^*
Sin ninguna clasificación	465	74,024,139	74,024,139	17%	0.02	0.95	1.64	0.26	19,285,382	21,000,000	0.28
Incorporando categorías de riesgo y sectores económicos	465	74,024,139	74,024,139	17%	0.07	0.95	1.64	0.33	24,095,794	21,000,000	0.28
Incorporando la severidad de la pérdida	465	74,024,139	5,318,961	17%	0.07	0.95	1.64	0.33	1,752,809	1,800,000	0.34

Fuente: Banco General Rumíñahui

Elaborado: Autor

Se puede apreciar que en el escenario donde no se realiza ningún tipo de agrupación y se trata a todas las operaciones como un segmento diferente, el indicador de Herfindahl es menor a los otros dos escenarios, lo que es evidente

ya que con este supuesto nos indicaría que la cartera de crédito no tiene ningún tipo de concentración al no haberla agrupada, por lo tanto la suficiencia de capital que tiene inmersa la estimación de concentración de la cartera de crédito es menos a las otras dos.

Ahora, comparando el primer y segundo escenario podemos apreciar que el indicador de Herfindahl cambia significativamente del 2% al 7%, lo cual tiene mucha coherencia, que al ir incorporando más insumos al análisis como los sectores económicos y las categorías de riesgo los saldos de la cartera de crédito se distribuyen en los sectores económicos y niveles de riesgo ocasionando que ciertos segmentos y niveles de riesgo tengan más saldo que otros como se aprecia en la Tabla 20 en donde tiene más sentido el indicador de Herfindahl, la suficiencia de capital y el valor en riesgo por lo tanto cambian significativamente.

En el segundo escenario se requiere 24 millones y al compararla con la suficiencia de capital que la Institución realmente tiene, vemos que en este escenario ya no cuenta con suficiencia de capital para poder cubrir las pérdidas de la cartera comercial ya que tiene una pérdida de 24 millones y solo cuenta la Institución con 21 millones para cubrir las pérdidas.

Al revisar los indicadores del escenario dos y tres, son mucho más interesante sus resultados, ya que en el primer escenario se toma toda la cartera de crédito como si esta fuera la cartera en riesgo o la cartera por la que se puede perder por riesgo de crédito²⁴, a diferencia del tercer escenario en donde se incluyó la severidad de la pérdida a la estimación y la cartera en riesgo es únicamente 5.3 millones que representa el 7.2% del total de la cartera, viéndolo como cartera en riesgo los 5.3 millones tiene más sentido que ver toda la cartera de crédito ya que para la otorgación de crédito el cliente ya pasa algunas políticas, análisis,

²⁴ Incumpla las obligaciones de crédito en los plazos y condiciones establecidos ocasionando pérdidas para la Institución.

filtros para que se conceda la operación de crédito, por lo que de alguna manera se mitiga el riesgo de que el cliente no pueda cumplir con las obligaciones adquiridas en la Institución.

Por lo dicho anteriormente, los 5.3 millones en un valor más coherente del riesgo de crédito de toda la cartera comercial. Siendo el índice de Herfindahl igual para los dos escenarios, el valor en riesgo tiene un impacto fuerte al tomar toda la cartera de crédito para la estimación de la suficiencia de capital, vemos que en el segundo escenario se requiere un 32% del valor de la cartera o se estima perder el 32% de la cartera total de créditos comerciales, lo cual no es lógico para la institución visto como un tema de rentabilidad, al contrario en el tercer escenario se indica que puede perder el 2.4% del total de la cartera lo cual obviamente tiene más sentido.

Resumiendo lo visto en los tres escenarios podemos indicar que al incorporar al modelo de suficiencia de capital más información propia o característica de la Institución, el modelo estimado se ajusta más a la realidad, como se pudo apreciar al realizar la segmentación propia de la institución y al incrementar la severidad de la pérdida de la misma.

Para terminar comparemos el modelo CreditRisk⁺ con el modelo CyRCE del tercer escenario y CyRCE con una distribución de pérdida Gamma, la información se presenta a continuación en la Tabla 45.

Tabla 45. CreditRisk vs CyRCE vs CyRCE Gamma

Modelo	Saldo de cartera	Cartera en Riesgo	VaR	Pérdida vs monto
CreditRisk ⁺	74,024,139	58,354	4,201,501	5.7%
CyRCE	74,024,139	5,318,961	1,752,809	2.4%
CyRCE Gamma	74,024,139	5,318,961	2,762,973	3.7%

Fuente: Banco General Rumiñahui

Elaborado: Autor

Como se aprecia la cartera en riesgo del modelo CreditRisk⁺ es sumamente más baja que el modelo CyRCE pero al calcular el VaR en los tres escenarios se aprecia que el menor VaR es de CyRCE, el siguiente es de CyRCE Gamma y CreditRisk⁺, en cambio entre CyRCE y CyRCE Gamma se debe a la distribución normal y gamma que se utilizan para la estimación del valor en riesgo al tener una cola más pesada Gamma tiene un VaR más grande. Al comparar CreditRisk⁺, con CyRCE Gamma, se puede apreciar que la brecha se reduce ya que los dos modelos tiene una misma distribución de pérdida.

7. CONCLUSIONES.

- Cuantificando el valor en riesgo de la cartera de crédito comercial de la Institución se puede determinar que no existe deficiencia en el requerimiento de capital o que con el 95% de confianza la Institución no perderá más del 2.4% de la cartera total en este segmento.
- El nivel de concentración de la cartera de crédito presenta niveles bajos medidos con el indicador de Herfindahl, lo cual indica que la cartera de crédito se encuentra bien segmentada generando una diversificación adecuada de la misma, lo cual contribuye de manera importante en la Administración y gestión del riesgo de crédito.
- Si se asumiera una actitud conservadora, y se adoptara el límite máximo que el modelo estime como una regla para todos los créditos comerciales, se aprecia que solo existirían dos créditos en la cartera que no cumplen con la condición por lo que desde el punto de vista de negocios no sería un gran impacto para la institución pero si un gran mitigante del riesgo de crédito que apalancaría a una adecuada gestión y administración del riesgo crediticio.
- De las estimaciones realizadas en todo el documento vemos que los insumos o estimadores que se van añadiendo permiten ir calibrando el modelo CyRCE para que se ajuste a la realidad de la Institución y facilita el monitoreo y una adecuada administración de la cartera de crédito comercial y poder asignar límites a los montos de crédito adecuados para la Institución.

- En conclusión la cartera de crédito comercial de la Institución, tiene un nivel de concentración por sector económico adecuado, el patrimonio que actualmente mantiene para la cartera comercial o la suficiencia de capital que la Institución mantiene es adecuada para poder afrontar posibles pérdidas por riesgo de crédito.

8. RECOMENDACIONES

- La Institución no otorgue operaciones de crédito superiores a el monto máximo establecido por el modelo, como es evidente la selección de límites es un problema, ya que si bien es fácil fijar o encontrar límites que proporcionen condiciones suficientes para garantizar la suficiencia de capital, estos límites puede resultar exageradamente restrictivos, pero en el caso del modelo se corrobora que estos no son restrictivos ya que solo dos operaciones superan dichos límites lo que hace más fuerte la recomendación de utilización del modelo para establecer los techos de las operaciones de crédito.
- Para las operaciones que sobrepasan el límite máximo establecido por el modelo se recomienda que se mantenga un análisis cuantitativo y cualitativo basado en los indicadores financieros elaborados por el Área de Banca Empresarial para poder complementar adecuadamente el análisis de la situación de las empresas y realizar un monitoreo permanente a fin de que estas no causes deterioros en la solvencia de la Institución.
- Para un mejor análisis cuantitativo y cualitativo se recomienda que el modelo de suficiencia de capital sea automatizado en una herramienta propia de la Institución para que apalanque de manera oportuna la toma de decisión, tanto en el otorgamiento de montos máximos de cartera de crédito, como en la provisión adecuada para cubrir a la Institución de posibles pérdidas relacionadas con el deterioro empresarial.

9. BIBLIOGRAFÍA

- Adelman. (1969). *Comment on the "H" Concentration Measure as a Numbers-Equivalent*.
- Avila, F., Márquez, J., & Romer, A. (abril de 2002). *Implantación del Modelo CyRCE*. Mexico, Mexico.
- Breiman, F. O. (1984). *Metodos no parametricos*.
- Canedo, J. M. (2009). *Una nueva visión del riesgo de crédito 2a ed.* Mexico: LIMUSA S.A.
- Carrera, M. R. (2005). *Creación de empresas*. Barcelona: UPC.
- Curbera, C. R. (2013). *El riesgo de crédito en perspectiva*. Madrid: UNED.
- David, L. R. (2004). *Estadística para Administración y Economía*. México: Person Educación.
- EKOS, V. Z. (Febrero 2015). *Ranking Financiero 2015*. *EKOS*, 50-53.
- Elizondo, A. (2004). *Medición Integral del riesgo de crédito*. Mexico: Editorial Limusa.
- Faraway. (2005). *Linear Models with R*. Chaoman & Hall/crc.
- Fernando Avila Embríz, J. M.-C. (2002-04). *Implantación del Modelo CyRCE en el Banco de México*. México.
- Fox, J. (2015). *Analysis, Appendices to Applied Regression*.
- Haro, A. d. (2005). *Medición y control de riesgos financieros*. México: Limusa.
- Helms, E. R. (2012). *Detecting Multicollinearity*. USA: Published online: 26 Mar 2012.
- Hilbert, A. A. (2002). *MODELOS DE PREDICCIÓN DE LA INSOLVENCIA EMPRESARIAL*. México.
- John, F. (2008). *applied Regression Analysis and Generalized Linear Models*.

- Joseph, C. (2007). *Credit Risk analysis*.
- Maldonado y Pazmiño, D. y. (30 de diciembre de 2008). Nuevas herramientas para la Administración del Riesgo Crediticio: El caso de una Cartera Crediticia Ecuatoriana. Quito, Pichincha, Ecuador.
- Mays, E. (1998). *Credit Risk Modeling*. Chicago: Flitzy Dearborn Publishers.
- Medina, R. S. (2008). *El Riesgo de credito en el acuerdo de Basilea II*. Madrid: Delta Publicaciones.
- Parra, L. F. (2011). *Herramientas predictivas en política financiera para empresas rentables*. Colombia.
- Saavedra, M. L. (junio de 2010). MODEOS PARA MEDIR EL RIESGO DE CREDITO DE LA BANCA. Bogotá, Colombia.
- SBS, D. N. (2013). *MATRICES DE TRANSICIÓN Y ANÁLISIS DE COSECHAS EN EL CONTEXTO DE RIESGO DE CRÉDITO*. Informe especial de estabilidad financiera. Riesgo de Crédito. Septiembre 2013, Superintendencia de Bancos y Seguros del Ecuador , Quito.
- Stone, O. &. (1984). *Análisis no parametrico*.
- Superintendencia de Bancos y Seguros del Ecuador. (9 de DICIEMBRE de 2003). LIBRO I.- NORMAS GENERALES PARA LA APLICACIÓN DE LA LEY GENERAL DE INSTITUCIONES DEL SISTEMA FINANCIERO. TITULO X.- DE LA GESTION Y ADMINISTRACION DE RIESGO - CAPITULO II.- DE LA ADMINISTRACIÓN DEL RIESGO DE CRÉDITO.

10. ANEXOS

ANEXO A - Multicolinealidad

Este análisis se utilizara para validar el modelo z-score, Lo que revisaremos es que el modelo de regresión logístico, al igual que en el modelo de regresión lineal, la dependencia entre las variables explicativas causa que los parámetros estimados sean inestables. La varianza de los parámetros estimados es inflada y como consecuencia la inferencia sobre los parámetros son afectados por la presencia de predictores colineales²⁵.

Se tiene que:

$$\beta^{t+1} = \beta^t + (x'wx)^{-1}x's \quad (10.1)$$

son la ecuaciones iterativas para la estimación por máxima verosimilitud de β ²⁶, y

$$\text{Var}(\hat{\beta}) = (x'wx)^{-1} \quad (10.2)$$

es la matriz de varianzas y covarianzas de los parámetros estimados. Esta estimación se presenta en *Detecting Multicollinearity in Logistic Regression Models* (Helms, 2012), en donde señala que como consecuencia, que la estimación y varianza de los parámetros β del modelo de regresión logística serán afectados por la presencia de dependencia entre las columnas de x . En efecto, dado que w es una matriz diagonal no singular se sigue que

$$x'wx = x'w^{1/2}w^{1/2}x = l'l, \quad (10.3)$$

²⁵ El análisis de multicolinealidad nos ayudara a validar una de las hipótesis del modelo de regresión lineal múltiple establece que no existe relación lineal exacta entre los regresores.

²⁶ Para mayor detalle revisar Íñiguez, C. y Morales, M. (2008)

donde $l = w^{1/2}x$. Se sigue de inmediato que $\text{Rango}(x) = \text{Rango}(l)$. Por lo tanto, una matriz x de rango no completo²⁷ implica que la matriz $l'l$ este mal condicionada y por consiguiente no exista su inversa.

Si x no es de rango completo entonces $x'x$ es singular, y se tiene presencia de multicolinealidad. La multicolinealidad puede ser detectada examinando los autovalores de $x'x$, donde λ_1 es el autovalor más grande entre los autovalores ordenados en forma decreciente y λ_p el autovalor más pequeño. Autovalores relativamente pequeños indican un problema (determinante cerca de cero), por ende se establece un criterio, llamado número de condición, que indica que tan pequeño es λ_p en relación a λ_1 . El número de condición está definido como:

$$\kappa = \sqrt{\frac{\lambda_1}{\lambda_p}}, \quad (10.4)$$

donde, $\kappa \geq 30$ es considerado grande. Por lo tanto, si el número de condición es mayor o igual a 30 hay evidencia de multicolinealidad (Faraway, 2005).

ANEXO B - Distribución Gamma

La distribución Gamma tiene una serie de características que la hacen atractiva para modelar el comportamiento aleatorio de variables que se relacionan de diferentes maneras con el riesgo. En particular, es útil para modelar el comportamiento de las pérdidas de una cartera de créditos, así como el comportamiento de unos factores que inciden en el riesgo y que en la jerga actual se le conoce como “factores de riesgo”. La distribución Gamma se deriva de la “función Gamma”, que es la siguiente:

$$\Gamma(\alpha) = \int_0^{\infty} u^{\alpha-1} e^{-u} du \quad (10.5)$$

²⁷ Una matriz cuadrada es de rango completo cuando todas las filas o columnas son linealmente independientes. Caso contrario se dice que es de rango incompleto.

Es bien sabido que cuando α es un número entero, $\Gamma(\alpha + 1) = \alpha!$ La siguiente definición es una convención aceptada para ampliar la noción de factorial a números que no son enteros:

$$x! = \Gamma(x + 1) = \int_0^{\infty} u^x e^{-u} du \quad (10.6)$$

La función Gamma tiene varias propiedades que son totalmente congruentes con el concepto de factorial y son muy útiles, a saber:

$$a) (x + 1)! = (x + 1)x!$$

$$b) \Gamma(x + 1) = x\Gamma(x)$$

La primera debe cumplirse por definición y es obvia a partir de la segunda. Para deducir la segunda propiedad, se integra $\Gamma(x + 1)$ por partes haciendo $v = u^x$ y $dw = e^{-u} du$; es decir:

$$\begin{aligned} x! = \Gamma(x + 1) &= \int_0^{\infty} u^x e^{-u} du = vw|_0^{\infty} - \int_0^{\infty} w du \\ &= u^x e^{-u}|_0^{\infty} - \int_0^{\infty} e^{-u} d(u^x) = 0 + \int_0^{\infty} x e^{-u} du \\ &= x\Gamma(x) \end{aligned} \quad (10.7)$$

Haciendo cambios de variable, la función Gamma se encuentra en la literatura escrita de muchas maneras. Una de las más comunes, es la siguiente, en donde se hace $u = t^2$:

$$\Gamma(x) = 2 \int_0^{\infty} t^{2x-1} e^{-t^2} dt \quad (10.8)$$

La utilidad de esta última forma de expresar la función es que permite determinar el valor de $\Gamma(x)$, cuando x es cualquier múltiplo de $1/2$. Así, hágase $x=1/2$, entonces:

$$\Gamma\left(\frac{1}{2}\right) = 2 \int_0^{\infty} t^0 e^{-t^2} dt = 2 \int_0^{\infty} e^{-t^2} dt = \sqrt{\pi} \quad (10.9)$$

Ahora, de la propiedad (b) vemos que:

$$\Gamma\frac{2}{3} = \Gamma\frac{1}{2} + 1 = \frac{1}{2}\Gamma\frac{1}{2} = \frac{\sqrt{\pi}}{2} \quad (10.10)$$

Concluyendo, un argumento inductivo conduce a:

$$\Gamma\left(n + \frac{1}{2}\right) = \frac{(2n)! \sqrt{\pi}}{4^n n!} \quad (10.11)$$

La distribución Gamma es una normalización de la expresión que esta abajo la integral de la función Gamma aquí seguiremos la parametrización siguiente de la función de densidad Gamma:²⁸

$$f(x|\alpha, \beta) = \frac{x^{\alpha-1}}{\beta^\alpha \Gamma(\alpha)} e^{-\frac{x}{\beta}} \quad (10.12)$$

Equivalentemente, se si hace $h(x|\alpha, \beta) = \frac{x^{\alpha-1}}{\beta^\alpha} e^{-\frac{x}{\beta}}$ veamos que:

$$f(x|\alpha, \beta) = \frac{1}{\Gamma(\alpha)} h(x|\alpha, \beta) \quad (10.13)$$

En relación con la función Gamma que acabamos de estudiar vemos que se ha hecho el cambio de la variable siguiente:

$$u = \frac{x}{\beta} \Rightarrow du = \frac{1}{\beta} dx \quad (10.14)$$

²⁸ Esta es la forma de la función Gamma presentada en el manual de CreditRisk⁺

De aquí se aprecia que:

$$g(u|\alpha) = u^{\alpha-1}e^{-u} = \left(\frac{x}{\beta}\right)^{\alpha-1} e^{-\frac{x}{\beta}} = \frac{\beta x^{\alpha-1}}{\beta^\alpha} e^{-\frac{x}{\beta}} = h(x|\alpha, \beta) dx \quad (10.15)$$

Además:

$$\begin{aligned} \Gamma(\alpha) &= \int_0^\infty g(u|\alpha) du = \int_0^\infty g(u|\alpha, \beta) du = \int_0^\infty \frac{\beta x^{\alpha-1}}{\beta^\alpha} e^{-\frac{x}{\beta}} \frac{1}{\beta} dx \\ &= \int_0^\infty h(x|\alpha\beta) dx \end{aligned} \quad (10.16)$$

De lo anterior se deduce inmediatamente que la Gamma cumple un requisito indispensable para cualquier distribución de probabilidad, es decir:

$$\int_0^\infty f(x|\alpha\beta) dx = \frac{1}{\Gamma(\alpha)} \int_0^\infty f(x|\alpha\beta) dx = 1 \quad (10.17)$$

Se puede demostrar que la media y la varianza de la Gamma son la $E(x) = \alpha\beta$ y $VAR(x) = \alpha\beta^2$, respectivamente. Además, se puede verificar que α es el parámetro que le da la forma a la distribución Gamma mientras que β es solamente un factor de escala y se puede suponer sin pérdida de generalidad que $\alpha\beta = 1$. Entonces, cuando $\beta \geq 1$ necesariamente implica $\alpha \leq 1$ y la densidad Gamma es una función monótona decreciente con una asíntota cerca del origen. Cuando $\alpha \geq 1$, esta es unimodal “acampanada”. (Canedo, 2009) .

ANEXO C - Convoluciones

Si la variable aleatoria $x \in Z^+$, entonces s^x también es una variable aleatoria definida y la FGP de la distribución de x es simplemente $E[s^x]$. Si x , y son variables aleatorias independientes definidas sobre Z^+ , entonces s^x, s^y también son independientes y

$$E(s^{x+y}) = E(s^x)E(s^y) \quad (10.18)$$

Hay otra forma de ver esto, que posteriormente lleva a una generalización muy útil.

$$a_j = \Pr(x = j); \quad b_j = \Pr(y = j) \quad (10.19)$$

Entonces, el evento $(x = j; y = k)$ tiene probabilidad $a_j b_k$.

Ahora, sea $S = x + y$

Entonces, $\Pr(S = r) = C_r$ y el evento $S = r$ es una unión de "r" eventos mutuamente excluyentes, a saber:

$$(x = 0, y = r); (x = 1, y = r - 1) \dots \dots (x = r; y = 0) \quad (10.20)$$

Y por lo tanto:

$$C_r = \sum_{j=0}^r a_j b_{r-j} \quad (10.21)$$

Esta operación es tan frecuente que recibe un nombre especial.

Definición: Sean $\{a_r\}; \{b_r\}$ dos sucesiones de números (no necesariamente probabilidades), entonces, la nueva sucesión $\{C_r\}$ definida se llama "convolución", y se denota según:

$$\{C_k\} = \{a_k\} * \{b_k\} \quad (10.22)$$

Ahora veamos que sucede en términos de funciones generadoras de probabilidades. Así, sean

$$A(s) = \sum_{k=1}^{\infty} a_k S^k ; B(s) = \sum_{k=1}^{\infty} b_k S^k \quad (10.23)$$

Se puede verificar que:

$$C(s) = A(s)B(s) = \sum_{k=1}^{\infty} C_r S^r \quad (10.24)$$

(Canedo, 2009)

ANEXO D - Base de datos de información utilizada en el análisis.

Tabla 46. Base de información para el análisis

# credito	saldo	Sector	# credito	saldo	Sector
1	677,998.91	FABRICACION DE PAPEL Y PRODUCTOS DE PAPEL	101	200,909.29	COMERCIO
2	290,122.61	SERVICIOS PERSONALES Y DE LOS HOGARES	102	1.00	COMERCIO
3	147,092.10	SERVICIOS PERSONALES Y DE LOS HOGARES	103	84,530.08	SEGUROS
4	261,472.42	INDUSTRIAS METALICAS BASICAS	104	486,070.37	PRODUCTOS ALIMENTICIOS
5	372,514.66	COMERCIO	105	597,875.74	INSTRUCCION PUBLICA
6	185,792.38	SERVICIOS PRESTADOS A EMPRESAS	106	174,393.22	TEXTILES, PRENDAS DE VESTIR E INDUSTRIAS DEL CUERO
7	391,680.19	COMERCIO	107	191,393.33	SERVICIOS PRESTADOS A EMPRESAS
8	216,361.36	PRODUCTOS ALIMENTICIOS	108	48,295.37	SERVICIOS PRESTADOS A EMPRESAS
9	665,742.79	CONSTRUCCION	109	145,638.63	FABRICACION DE PRODUCTOS QUIMICOS, DERIVADOS DE CAUCHO Y PLASTICO
10	47,996.65	COMERCIO	110	207,332.58	CONSTRUCCION
11	70,681.31	COMERCIO	111	73,167.88	SERVICIOS DE SANEAMIENTO Y SIMILARES
12	47,163.41	SERVICIOS DE DIVERSION, ESPARCIMIENTO Y CULTURALES	112	938,552.16	SERVICIOS PRESTADOS A EMPRESAS
13	359,711.87	SERVICIOS PRESTADOS A EMPRESAS	113	105,266.98	TRANSPORTE Y ALMACENAMIENTO
14	53,536.26	COMERCIO	114	98,795.68	ASOCIACIONES COMERCIALES, PROFESIONALES Y LABORALES
15	150,000.00	TEXTILES, PRENDAS DE VESTIR E INDUSTRIAS DEL CUERO	115	89,047.27	COMERCIO
16	640,000.00	FABRICACION DE PRODUCTOS QUIMICOS, DERIVADOS DE CAUCHO Y PLASTICO	116	52,933.76	COMERCIO
17	1,788,207.86	SERVICIOS PRESTADOS A EMPRESAS	117	139,194.45	FABRICACION DE PRODUCTOS METALICOS, MAQUINARIA Y EQUIPO
18	148,088.95	SERVICIOS PRESTADOS A EMPRESAS	118	79,028.10	SERVICIOS PRESTADOS A EMPRESAS
19	185,956.12	RESTAURANTES Y HOTELES	119	243,806.64	SERVICIOS PRESTADOS A EMPRESAS
20	986,000.00	COMERCIO	120	129,953.01	COMERCIO
21	143,952.59	FABRICACION DE PRODUCTOS QUIMICOS, DERIVADOS DE CAUCHO Y PLASTICO	121	1.00	SERVICIOS PRESTADOS A EMPRESAS
22	226,694.83	PRODUCTOS ALIMENTICIOS	122	200,000.00	COMERCIO
23	553,000.00	CONSTRUCCION	123	500,000.00	COMERCIO
24	62,138.17	PRODUCCION AGROPECUARIA	124	136,668.70	PRODUCTOS ALIMENTICIOS
25	60,000.00	SERVICIOS PRESTADOS A EMPRESAS	125	104,013.99	FABRICACION DE PRODUCTOS QUIMICOS, DERIVADOS DE CAUCHO Y PLASTICO
26	30,000.00	CONSTRUCCION	126	927,311.21	CONSTRUCCION
27	163,308.18	COMERCIO	127	84,240.60	CONSTRUCCION
28	427,780.10	COMERCIO	128	781,865.87	CONSTRUCCION
29	76,374.79	FABRICACION DE PAPEL Y PRODUCTOS DE PAPEL	129	100,000.00	PESCA DE ALTURA Y COSTERA
30	37,120.00	CONSTRUCCION	130	357,750.00	FABRICACION DE PRODUCTOS QUIMICOS, DERIVADOS DE CAUCHO Y PLASTICO
31	315,725.51	SERVICIOS PRESTADOS A EMPRESAS	131	48,127.82	COMERCIO
32	110,025.99	SERVICIOS PRESTADOS A EMPRESAS	132	50,000.00	COMERCIO
33	308,170.12	COMERCIO	133	136,022.64	SERVICIOS PRESTADOS A EMPRESAS
34	644,950.85	SERVICIOS PRESTADOS A EMPRESAS	134	72,234.95	COMERCIO
35	66,290.96	SERVICIOS PERSONALES Y DE LOS HOGARES	135	100,000.00	COMERCIO
36	62,877.64	INDUSTRIA Y PRODUCTOS DE LA MADERA	136	422,201.21	COMERCIO
37	320,000.00	COMERCIO	137	44,580.98	COMERCIO
38	198,331.18	SERVICIOS PRESTADOS A EMPRESAS	138	60,161.40	SERVICIOS MEDICOS QUIRURGICOS Y OTROS SERVICIOS DE SANIDAD
39	725,249.26	SERVICIOS PRESTADOS A EMPRESAS	139	848,919.18	SERVICIOS PERSONALES Y DE LOS HOGARES
40	83,254.99	COMERCIO	140	173,264.30	SERVICIOS PRESTADOS A EMPRESAS
41	321,480.28	COMERCIO	141	54,000.00	COMERCIO
42	314,213.14	SERVICIOS PERSONALES Y DE LOS HOGARES	142	121,722.18	SERVICIOS PRESTADOS A EMPRESAS
43	332,482.75	FABRICACION DE PRODUCTOS QUIMICOS, DERIVADOS DE CAUCHO Y PLASTICO	143	38,235.60	FABRICACION DE PAPEL Y PRODUCTOS DE PAPEL
44	52,097.22	COMERCIO	144	66,142.20	SERVICIOS PERSONALES Y DE LOS HOGARES
45	60,000.00	SERVICIOS PRESTADOS A EMPRESAS	145	68,329.20	EXTRACCION DE MINERALES METALICOS
46	126,372.76	SERVICIOS PERSONALES Y DE LOS HOGARES	146	35,000.00	SERVICIOS PRESTADOS A EMPRESAS
47	137,338.22	PRODUCCION AGROPECUARIA	147	478,703.05	FABRICACION DE PAPEL Y PRODUCTOS DE PAPEL
48	32,507.79	COMERCIO	148	461,224.05	COMERCIO
49	122,824.22	SERVICIOS PERSONALES Y DE LOS HOGARES	149	60,000.00	COMERCIO
50	78,548.73	SERVICIOS PERSONALES Y DE LOS HOGARES	150	2,060,799.68	COMERCIO
51	50,000.00	SERVICIOS PERSONALES Y DE LOS HOGARES	151	142,373.30	COMERCIO
52	534,198.01	FABRICACION DE PAPEL Y PRODUCTOS DE PAPEL	152	412,026.80	COMERCIO
53	47,000.00	COMERCIO	153	244,500.00	COMERCIO
54	1,200,000.00	SERVICIOS PRESTADOS A EMPRESAS	154	83,861.03	TRANSPORTE Y ALMACENAMIENTO
55	112,051.05	CONSTRUCCION	155	178,225.83	COMERCIO
56	121,088.53	COMERCIO	156	53,160.72	COMERCIO
57	140,744.07	SERVICIOS PERSONALES Y DE LOS HOGARES	157	90,027.71	COMERCIO
58	90,253.08	COMUNICACIONES	158	80,330.36	COMERCIO
59	59,197.08	SERVICIOS PERSONALES Y DE LOS HOGARES	159	335,386.51	FABRICACION DE PRODUCTOS QUIMICOS, DERIVADOS DE CAUCHO Y PLASTICO
60	693,273.82	COMERCIO	160	50,000.00	COMERCIO
61	800,000.00	CONSTRUCCION	161	909,537.91	CONSTRUCCION
62	118,650.00	FABRICACION DE PRODUCTOS MINERALES NO METALICOS	162	47,139.85	SERVICIOS PRESTADOS A EMPRESAS
63	711,754.90	COMERCIO	163	92,957.15	SERVICIOS PRESTADOS A EMPRESAS
64	124,479.62	CONSTRUCCION	164	106,038.46	SERVICIOS PRESTADOS A EMPRESAS
65	101,254.59	COMERCIO	165	1,129,822.56	CONSTRUCCION
66	258,815.72	COMERCIO	166	570,000.00	CONSTRUCCION
67	152,970.15	SERVICIOS PERSONALES Y DE LOS HOGARES	167	509,081.23	CONSTRUCCION
68	239,530.14	COMERCIO	168	300,000.00	CONSTRUCCION
69	262,465.33	COMERCIO	169	168,917.48	CONSTRUCCION
70	224,818.27	CONSTRUCCION	170	478,000.00	CONSTRUCCION
71	52,718.19	CONSTRUCCION	171	55,000.00	CONSTRUCCION
72	245,369.74	COMERCIO	172	58,602.96	SERVICIOS PRESTADOS A EMPRESAS
73	180,005.00	COMERCIO	173	24,994.89	PRODUCCION AGROPECUARIA
74	794,829.12	SERVICIOS PRESTADOS A EMPRESAS	174	14,073.25	SERVICIOS PERSONALES Y DE LOS HOGARES
75	76,152.10	CONSTRUCCION	175	19,415.74	COMERCIO
76	110,000.00	PRODUCCION AGROPECUARIA	176	4,107.14	SERVICIOS PRESTADOS A EMPRESAS
77	47,664.74	PRODUCTOS ALIMENTICIOS	177	55,225.01	SERVICIOS PERSONALES Y DE LOS HOGARES
78	149,360.25	COMERCIO	178	20,679.14	COMERCIO
79	107,069.48	SERVICIOS PRESTADOS A EMPRESAS	179	17,907.84	ADMINISTRACION PUBLICA Y DEFENSA
80	62,035.86	FABRICACION DE PAPEL Y PRODUCTOS DE PAPEL	180	30,731.14	ADMINISTRACION PUBLICA Y DEFENSA
81	764,965.40	CONSTRUCCION	181	17,482.02	PRODUCCION AGROPECUARIA
82	84,629.25	ESTABLECIMIENTOS FINANCIEROS	182	20,440.60	SERVICIOS PERSONALES Y DE LOS HOGARES
83	20,834.64	COMERCIO	183	11,689.65	SERVICIOS PERSONALES Y DE LOS HOGARES
84	438,671.22	PRODUCTOS ALIMENTICIOS	184	35,390.40	SERVICIOS PERSONALES Y DE LOS HOGARES
85	199,491.43	SERVICIOS PRESTADOS A EMPRESAS	185	1,366.11	SERVICIOS PRESTADOS A EMPRESAS
86	911,965.56	FABRICACION DE PRODUCTOS MINERALES NO METALICOS	186	88,267.69	CONSTRUCCION
87	131,357.89	COMERCIO	187	34,477.94	SERVICIOS PERSONALES Y DE LOS HOGARES
88	285,893.00	COMERCIO	188	726.00	COMERCIO
89	130,847.33	CONSTRUCCION	189	6,113.55	SERVICIOS PERSONALES Y DE LOS HOGARES
90	629,988.42	FABRICACION DE PRODUCTOS QUIMICOS, DERIVADOS DE CAUCHO Y PLASTICO	190	15,924.14	SERVICIOS PERSONALES Y DE LOS HOGARES
91	945,341.42	SERVICIOS PERSONALES Y DE LOS HOGARES	191	21,580.60	SERVICIOS PERSONALES Y DE LOS HOGARES
92	443,494.36	FABRICACION DE PAPEL Y PRODUCTOS DE PAPEL	192	17,836.97	SERVICIOS PERSONALES Y DE LOS HOGARES
93	41,288.20	SERVICIOS PERSONALES Y DE LOS HOGARES	193	58,901.90	SERVICIOS PERSONALES Y DE LOS HOGARES
94	224,443.87	SERVICIOS PRESTADOS A EMPRESAS	194	3,681.55	ADMINISTRACION PUBLICA Y DEFENSA
95	154,617.71	COMERCIO	195	21,506.28	SERVICIOS PERSONALES Y DE LOS HOGARES
96	961,163.21	PRODUCTOS ALIMENTICIOS	196	30,000.00	COMERCIO
97	120,898.09	TRANSPORTE Y ALMACENAMIENTO	197	13,349.01	SERVICIOS PERSONALES Y DE LOS HOGARES
98	90,352.37	SERVICIOS PRESTADOS A EMPRESAS	198	1,089.10	SERVICIOS PERSONALES Y DE LOS HOGARES
99	98,524.49	FABRICACION DE PRODUCTOS METALICOS, MAQUINARIA Y EQUIPO	199	44,638.40	FABRICACION DE PRODUCTOS METALICOS, MAQUINARIA Y EQUIPO
100	121,737.26	COMERCIO	200	3,312.61	ADMINISTRACION PUBLICA Y DEFENSA

# credito	saldo	Sector	# credito	saldo	Sector
301	8,542.82	ADMINISTRACION PUBLICA Y DEFENSA	384	27,452.68	COMERCIO
302	7,950.00	SERVICIOS PRESTADOS A EMPRESAS	385	15,995.06	SERVICIOS PERSONALES Y DE LOS HOGARES
303	35,000.00	SERVICIOS PRESTADOS A EMPRESAS	386	242,000.00	CONSTRUCCION
304	21,644.69	COMERCIO	387	12,791.61	COMERCIO
305	3,673.54	CONSTRUCCION	388	600,000.00	COMERCIO
306	29,738.87	FABRICACION DE PAPEL Y PRODUCTOS DE PAPEL	389	1,771.30	SERVICIOS PERSONALES Y DE LOS HOGARES
307	1,081.29	ACTIVIDADES NO ECONOMICAS	390	400,000.00	COMERCIO
308	17,912.09	COMERCIO	391	87,520.91	FABRICACION DE PRODUCTOS QUIMICOS, DERIVADOS DE CAUCHO Y PLASTICO
309	21,616.01	ACTIVIDADES NO ECONOMICAS	392	13,150.72	RESTAURANTES Y HOTELES
310	2,550.41	ACTIVIDADES NO ECONOMICAS	393	100,000.00	FABRICACION DE PRODUCTOS METALICOS, MAQUINARIA Y EQUIPO
311	8,045.15	SERVICIOS PERSONALES Y DE LOS HOGARES	394	69,270.00	FABRICACION DE PRODUCTOS QUIMICOS, DERIVADOS DE CAUCHO Y PLASTICO
312	314,799.00	CONSTRUCCION	395	2,018.90	SERVICIOS PERSONALES Y DE LOS HOGARES
313	26,212.00	SERVICIOS PRESTADOS A EMPRESAS	396	31,570.81	TRANSPORTE Y ALMACENAMIENTO
314	2,246.60	CONSTRUCCION	397	471.87	COMERCIO
315	211,737.74	COMERCIO	398	97,000.00	FABRICACION DE PRODUCTOS METALICOS, MAQUINARIA Y EQUIPO
316	19,059.95	COMERCIO	399	1,350.12	FABRICACION DE PRODUCTOS QUIMICOS, DERIVADOS DE CAUCHO Y PLASTICO
317	174,988.00	SERVICIOS PRESTADOS A EMPRESAS	400	17,608.62	INDUSTRIA Y PRODUCTOS DE LA MADERA
318	39,523.68	SERVICIOS PERSONALES Y DE LOS HOGARES	401	100,000.00	FABRICACION DE PRODUCTOS QUIMICOS, DERIVADOS DE CAUCHO Y PLASTICO
319	24,994.89	COMERCIO	402	338,114.41	CONSTRUCCION
320	9,017.64	SERVICIOS PRESTADOS A EMPRESAS	403	35,157.83	SERVICIOS PERSONALES Y DE LOS HOGARES
321	90,000.00	PRODUCTOS ALIMENTICIOS	404	263,400.00	FABRICACION DE PRODUCTOS QUIMICOS, DERIVADOS DE CAUCHO Y PLASTICO
322	6,000.00	TRANSPORTE Y ALMACENAMIENTO	405	57,804.94	COMERCIO
323	6,587.04	COMERCIO	406	29,697.55	FABRICACION DE PAPEL Y PRODUCTOS DE PAPEL
324	180,446.91	ASOCIACIONES COMERCIALES, PROFESIONALES Y LABORALES	407	4,995.92	COMERCIO
325	28,370.42	SERVICIOS PRESTADOS A EMPRESAS	408	999,999.00	CONSTRUCCION
326	38,039.91	FABRICACION DE PRODUCTOS QUIMICOS, DERIVADOS DE CAUCHO Y PLASTICO	409	500,000.00	CONSTRUCCION
327	12,185.76	ADMINISTRACION PUBLICA Y DEFENSA	410	2,340.44	RESTAURANTES Y HOTELES
328	1,588.61	ACTIVIDADES NO ECONOMICAS	411	22,576.22	TEXTILES, PRENDAS DE VESTIR E INDUSTRIAS DEL CUERO
329	355.00	ACTIVIDADES NO ECONOMICAS	412	100,250.00	CONSTRUCCION
330	171.80	ACTIVIDADES NO ECONOMICAS	413	9,152,770.04	ESTABLECIMIENTOS FINANCIEROS
331	15,646.01	SERVICIOS PERSONALES Y DE LOS HOGARES	414	21,847.52	SERVICIOS PRESTADOS A EMPRESAS
332	3,400.00	CONSTRUCCION	415	24,276.77	SEGUROS
333	24,043.90	SERVICIOS PRESTADOS A EMPRESAS	416	221,105.61	CONSTRUCCION
334	3,984.26	SERVICIOS PERSONALES Y DE LOS HOGARES	417	160,906.56	SERVICIOS DE DIVERSION, ESPARCIMIENTO Y CULTURALES
335	3,166.35	ADMINISTRACION PUBLICA Y DEFENSA	418	27,411.50	TEXTILES, PRENDAS DE VESTIR E INDUSTRIAS DEL CUERO
336	80,000.00	ADMINISTRACION PUBLICA Y DEFENSA	419	17,359.33	SERVICIOS PRESTADOS A EMPRESAS
337	48,903.52	RESTAURANTES Y HOTELES	420	1,316.34	TEXTILES, PRENDAS DE VESTIR E INDUSTRIAS DEL CUERO
338	288,215.05	COMERCIO	421	7,056.00	SERVICIOS PERSONALES Y DE LOS HOGARES
339	3,711.66	ADMINISTRACION PUBLICA Y DEFENSA	422	30,000.00	COMERCIO
340	675.00	ADMINISTRACION PUBLICA Y DEFENSA	423	292,407.45	SERVICIOS PRESTADOS A EMPRESAS
341	10,374.21	SERVICIOS PRESTADOS A EMPRESAS	424	20,965.99	SERVICIOS PRESTADOS A EMPRESAS
342	1,265.57	ACTIVIDADES NO ECONOMICAS	425	10,577.23	SERVICIOS PRESTADOS A EMPRESAS
343	3,216.54	RESTAURANTES Y HOTELES	426	2,170,000.00	ESTABLECIMIENTOS FINANCIEROS
344	16,827.21	SERVICIOS PERSONALES Y DE LOS HOGARES	427	17,048.64	SERVICIOS PRESTADOS A EMPRESAS
345	932.42	ADMINISTRACION PUBLICA Y DEFENSA	428	10,941.30	EXTRACCION DE MINERALES METALICOS
346	3,172.96	ADMINISTRACION PUBLICA Y DEFENSA	429	16,446.73	TEXTILES, PRENDAS DE VESTIR E INDUSTRIAS DEL CUERO
347	7,483.51	CONSTRUCCION	430	17,365.39	CONSTRUCCION
348	20,000.00	COMERCIO	431	21,875.41	COMERCIO
349	16,244.78	COMERCIO	432	10,072.92	COMERCIO
350	53,117.77	ESTABLECIMIENTOS FINANCIEROS	433	10,000.00	SERVICIOS PRESTADOS A EMPRESAS
351	4,396.09	SERVICIOS PERSONALES Y DE LOS HOGARES	434	28,345.86	SEGUROS
352	6,684.18	SERVICIOS PRESTADOS A EMPRESAS	435	2,503.78	CONSTRUCCION
353	5,129.43	SERVICIOS PERSONALES Y DE LOS HOGARES	436	10,706.79	SERVICIOS MEDICOS QUIRURGICOS Y OTROS SERVICIOS DE SANIDAD
354	4,735.23	SERVICIOS PERSONALES Y DE LOS HOGARES	437	51,739.50	SERVICIOS PRESTADOS A EMPRESAS
355	38,418.38	TRANSPORTE Y ALMACENAMIENTO	438	94,652.65	SERVICIOS PERSONALES Y DE LOS HOGARES
356	18,256.72	COMERCIO	439	2,383.00	TRANSPORTE Y ALMACENAMIENTO
357	19,958.39	SERVICIOS PERSONALES Y DE LOS HOGARES	440	34,235.75	ESTABLECIMIENTOS FINANCIEROS
358	20,163.50	SERVICIOS PERSONALES Y DE LOS HOGARES	441	67,244.32	COMERCIO
359	8,297.94	INDUSTRIA Y PRODUCTOS DE LA MADERA	442	10,000.00	SERVICIOS PERSONALES Y DE LOS HOGARES
360	32,330.23	PRODUCCION AGROPECUARIA	443	36,323.85	CONSTRUCCION
361	52,379.29	SERVICIOS PERSONALES Y DE LOS HOGARES	444	1,100,000.00	CONSTRUCCION
362	42,000.00	CONSTRUCCION	445	83,159.37	TEXTILES, PRENDAS DE VESTIR E INDUSTRIAS DEL CUERO
363	16,823.01	SERVICIOS PERSONALES Y DE LOS HOGARES	446	20,000.00	COMERCIO
364	22,905.15	SERVICIOS PRESTADOS A EMPRESAS	447	1,189,998.00	ESTABLECIMIENTOS FINANCIEROS
365	41,358.28	COMERCIO	448	14,605.38	COMERCIO
366	27,440.63	COMERCIO	449	2,050.63	ESTABLECIMIENTOS FINANCIEROS
367	6,610.50	CONSTRUCCION	450	14,075.00	ACTIVIDADES NO ECONOMICAS
368	35,000.00	INSTRUCCION PUBLICA	451	32,122.67	SERVICIOS PRESTADOS A EMPRESAS
369	13,109.36	SERVICIOS PERSONALES Y DE LOS HOGARES	452	20,758.49	SERVICIOS PERSONALES Y DE LOS HOGARES
370	44,586.55	COMERCIO	453	21,350.12	TRANSPORTE Y ALMACENAMIENTO
371	14,116.66	SERVICIOS PERSONALES Y DE LOS HOGARES	454	10,435.72	SERVICIOS PERSONALES Y DE LOS HOGARES
372	42,120.93	TRANSPORTE Y ALMACENAMIENTO	455	45,528.30	SERVICIOS PERSONALES Y DE LOS HOGARES
373	5,999.04	SERVICIOS PERSONALES Y DE LOS HOGARES	456	21,626.76	SERVICIOS PERSONALES Y DE LOS HOGARES
374	13,505.23	COMERCIO	457	37,456.80	COMERCIO
375	13,318.52	COMERCIO	458	11,597.36	SERVICIOS PERSONALES Y DE LOS HOGARES
376	43,023.39	PRODUCTOS ALIMENTICIOS	459	27,459.35	COMERCIO
377	10,498.61	SERVICIOS PERSONALES Y DE LOS HOGARES	460	29,962.03	COMERCIO
378	21,855.68	SERVICIOS PERSONALES Y DE LOS HOGARES	461	22,293.27	COMERCIO
379	13,765.95	SERVICIOS PERSONALES Y DE LOS HOGARES	462	21,877.00	COMERCIO
380	18,658.86	SERVICIOS PERSONALES Y DE LOS HOGARES	463	24,964.89	PRODUCCION AGROPECUARIA
381	2,199.06	SERVICIOS PRESTADOS A EMPRESAS	464	1,972.92	ADMINISTRACION PUBLICA Y DEFENSA
382	290.00	SERVICIOS PERSONALES Y DE LOS HOGARES	465	21,098.06	ADMINISTRACION PUBLICA Y DEFENSA
383	14,587.13	SERVICIOS PERSONALES Y DE LOS HOGARES			

Fuente: Banco General Rumiñahui

Elaborado: Autor

Base de datos información de las operaciones de crédito de la Institución Financiera con corte a diciembre 2014

ANEXO E - Variables e indicadores financieros

A continuación se presentan todas las variables utilizadas en la construcción del modelo z-score, las obtenidas desde el aplicativo MOODYS y las construidas desde la información obtenida.

Tabla 47. Variables e indicadores financieros

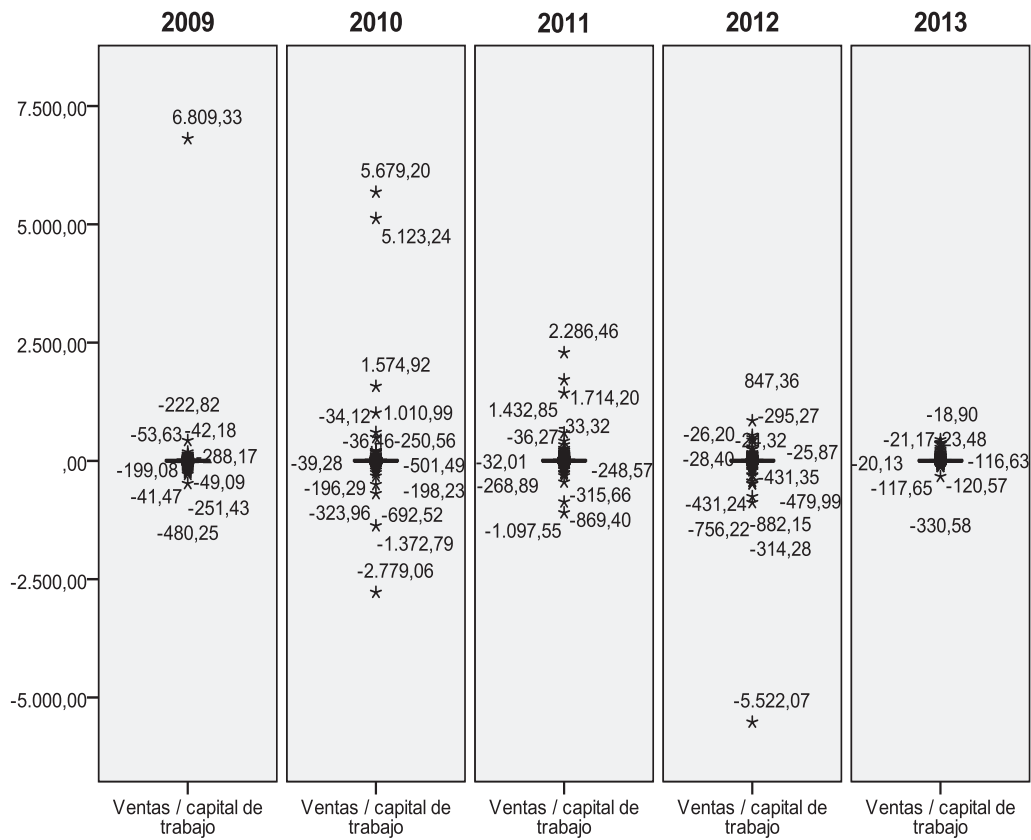
Cuentas por cobrar clientes	Porción corriente deuda LP	Utilidades retenidas y del ejercicio	Crecimiento ventas netas
Cuentas por cobrar clientes netas	Porción corriente deuda subordinada	Total patrimonio	Activos fijos netos / patrimonio tangible
Otras cuentas por cobrar	Cuentas por pagar proveedores	Total pasivos más patrimonio	Utilidad antes de imp / patrimonio tangible
Total inventario	Otros ctas por pagar (incluye intercompañías)	Ventas netas	Depreciación y amortización / vtas
Total activos corrientes	Sueldos y salarios por pagar	Utilidad bruta	Compensación funcionarios / vtas
Activo fijo neto	Impuestos por pagar	Total gastos de operación	Ventas netas / cuentas por cobrar
Amortización acumulada	Total pasivos corrientes	Utilidad operacional neta	Otros activos no corrientes (los que faltaron)
Intangibles netos	Deudas largo plazo	Gastos financieros	Otros pasivos corrientes (los que faltaron)
Total activos	Impuestos diferidos LP	Total otros ingreso o egresos	Otros pasivos no corrientes (los que faltaron)
Préstamos bancarios por pagar	Total pasivos	Utilidad antes de impuestos	Año de balance
Días de cuentas por pagar proveedores	Ut neta+depr+amort-divs / PCPLP periodo actual	Cuentas por cobrar compañías relacionadas	Efectivo y equivalentes
Ventas / total activo	Costo de ventas / inventario	Utilidad neta	Margen (utilidad) neto
Ventas / capital de trabajo	Costo de ventas / cuentas por pagar	Prueba ácida	Días de cartera neta (cuentas por cobrar)
Ventas / activo fijo neto	Utilidad antes de imp. / ventas netas	Índice de liquidez corriente	Días de inventario total
Utilidad antes de impuestos / total activos	Otros activos corrientes (los que faltaron)	Capital contable (patrimonio) tangible	Cobertura flujo efvo UCA
margen bruto	Cobertura de intereses	APALANCAMIENTO	EBITDA
utilidad operativa	liquidez corriente	Endeudamiento	Cobertura

Fuente: Banco General Rumiñahui

Elaborado: Autor

ANEXO F - Depuración de base de datos

Año de balance



Fuente: Banco General Rumiñahui
Elaborado: Autor

Figura 27. Análisis descriptivo de la var. Ventas/capital de trabajo (valores)

Tabla 48. Análisis descriptivo Empresa Formac

Nombre del cliente	Fecha del balance	Meses del balance	Método de auditoria	Tipo de balance	Ventas / capital de trabajo
formac s.a.	12/31/2009	12	Impuestos	Annual	6,809.33
formac s.a.	12/31/2010	12	Impuestos	Annual	(14.87)
formac s.a.	6/30/2011	6	Interno	Mensual	27.48
formac s.a.	9/30/2011	9	Interno	Annual	7.60
formac s.a.	12/31/2011	12	Interno	Annual	(19.06)

Fuente: Banco General Rumiñahui

Elaborado: Autor

De este primer análisis realizado a todas las variables, se decidió eliminar a los constructores y a las instituciones sin fin de lucro, como se indicó en el Capítulo 4, en el análisis descriptivo de la información.

ANEXO G - Codificación de las variables

Esta codificación de las variables se las realiza para que el análisis de las mismas sea más fácil y no trabajar con todo el nombre de la variable de modo que la manipulación de la información sea adecuada.

Tabla 49. Codificación de variables.

VAR	INDICADOR
R1	UTILIDAD_OPERATIVA=(Utilidadoperacionalnet/Ventasnetas).
R2	MARGEN_BRUTO=(Utilidadbruta/Ventasnetas).
R3	ENDEUDAMIENTO=(Totalpasivos/Totalactivos).
R4	LIQUIDEZ_CORREIENTE=(Totalactivoscorrientes/Totalpasivoscorrientes).
R5	COBERTURA=(Totalpasivos/Totalpatrimonio).
R6	IMPACTO_GAST_OP=(Totalgastosdeoperación/Ventasnetas).
R7	MARGEN_OP=(Utilidadoperacionalnet/Ventasnetas).
R8	rentabilidad_activosfijos=(Utilidadnet/(Totalactivos-Totalactivoscorrientes)).
R9	ROA=(Utilidadnet/(Totalactivos)).
R10	ROE=(Utilidadnet/Totalpatrimonio).
R11	MIN_CAJA=(Efectivoyequivalentes/Ventasnetas).
R12	CICLO_REC_EFEC=(Diasdecarteraneta+Díasdeinventariototal-Díasdecuentasporgaparproveedores).
R13	PORCTJ_DEUDA_BANC=((Deudaslargoplazo+PorcioncorrientedeudaLP+Prestamosbancariosporgapar)/Totalpasivos).
R14	EBITDA_CARG_FIN=(EBITDA/(PorcioncorrientedeudaLP+Gastosfinancieros))
R15	EBITDA_TOT_DEU=(EBITDA/Totalpasivos).
R16	LP_GASFIN_UTILINETA=((PorcioncorrientedeudaLP+Gastosfinancieros)/Utilidadnet).
R17	GAS_FIN_UNETA=((PorcioncorrientedeudaLP+Gastosfinancieros)/Utilidadnet).
R18	GAS_FIN_VENTA=((PorcioncorrientedeudaLP+Gastosfinancieros)/Ventasnetas).
R19	LIQUIDEZ CORRIENTE=(Efectivoyequivalentes/Totalpasivoscorrientes).
R20	(EXIGIBLE+Efectivoyequivalentes-Totalpasivoscorrientes)/(COSTOVENTAS+Totalgastosdeoperación)
R21	Indice de liquidez corriente
R22	Pruebaácida.
R23	((PorcioncorrientedeudaLP+Gastosfinancieros)/Utilidadoperacionalnet).
R24	E8=((Totalactivoscorrientes-Totalpasivoscorrientes)/Totalactivos)
R25	E8=((Totalactivoscorrientes)/Totalactivos).
R26	ROTACION=((Totalactivoscorrientes-Totalpasivoscorrientes)/(Ventasnetas+Totalotrosingresoos egresos)).
R27	Ventas/total activo.
R28	Ventas/capital de trabajo
R29	Ventas/activo fijo neto.
R30	Utilidadantesdeimpuestos/total activos
R31	Crecimientoventasnetas
R32	Activosfijosnetos/patrimoniotangible.
R33	Utilidadantesdeimp/patrimoniotangible.
R34	Depreciaciónyamortización/vtas

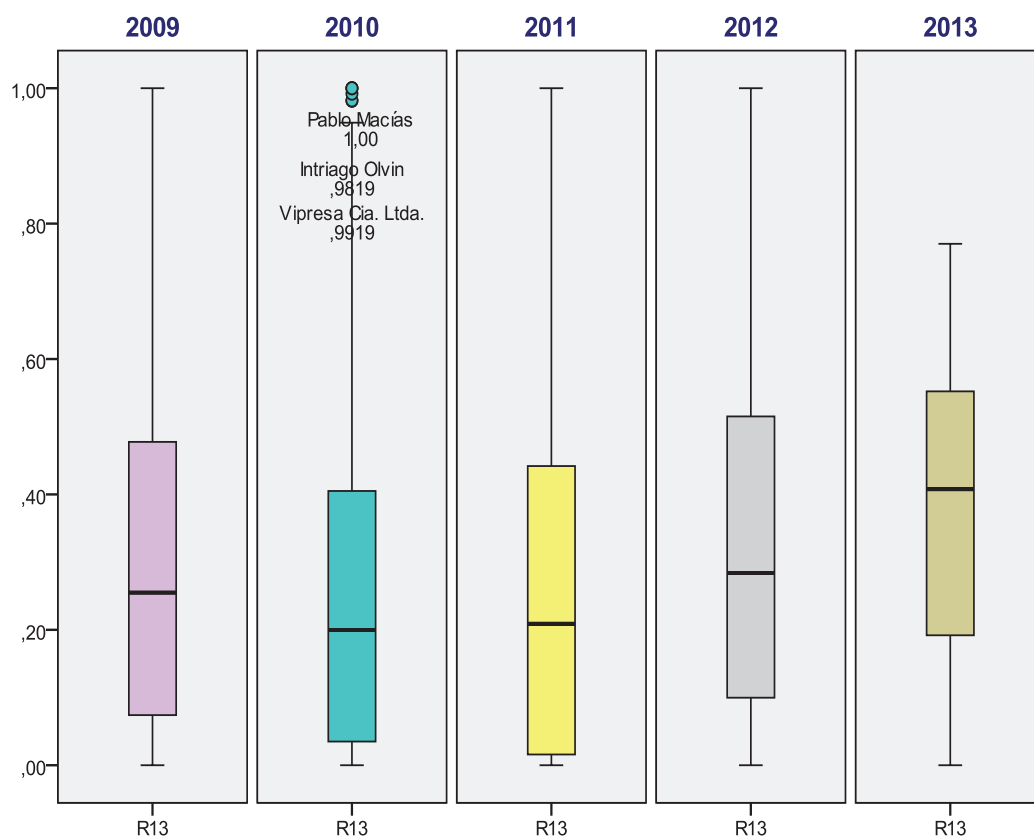
R35	Compensaciónfuncionarios/vtas
R36	Ventas netas / cuentas por cobrar
R37	Costodeventas/inventario.
R38	Costodeventas/cuentasporpagar.
R39	Utilidadantesdeimp./ventasnetas.
R40	Utneta+depr+amort-divs/PCPLPperiodoactual.
R41	$V_CXC = ((\text{Cuentasporcobrarclientesnetas}) / \text{Totalactivos})$.
R42	$V_CXC = ((\text{Cuentasporcobrarclientesnetas}) / \text{Totalactivos})$
R43	$V_INVENTARIO = ((\text{Totalinventario}) / \text{Totalactivos})$.
R44	$V_CXC_RELACIONADOS = ((\text{Cuentasporcobrarcompañíasrelacionadas}) / \text{Totalactivos})$
R45	$V_ACT_FN = ((\text{Activofijoneto}) / \text{Totalactivos})$.
R46	$V_DEU_IFIS = ((\text{Porcioncorriente deudaLP} + \text{Gastosfinancieros}) / \text{Totalpasivos})$.
R47	$V_CXC_PROV = ((\text{Cuentasporpagarproveedores}) / \text{Totalpasivos})$
R48	$V_GASTOS = ((\text{Sueldosysalariosporpagar}) / \text{Totalpasivos})$
R49	$V_CXP = ((\text{Otrosctasporpagar}) / \text{Totalpasivos})$

Fuente: Banco General Rumiñahui

Elaborado: Autor

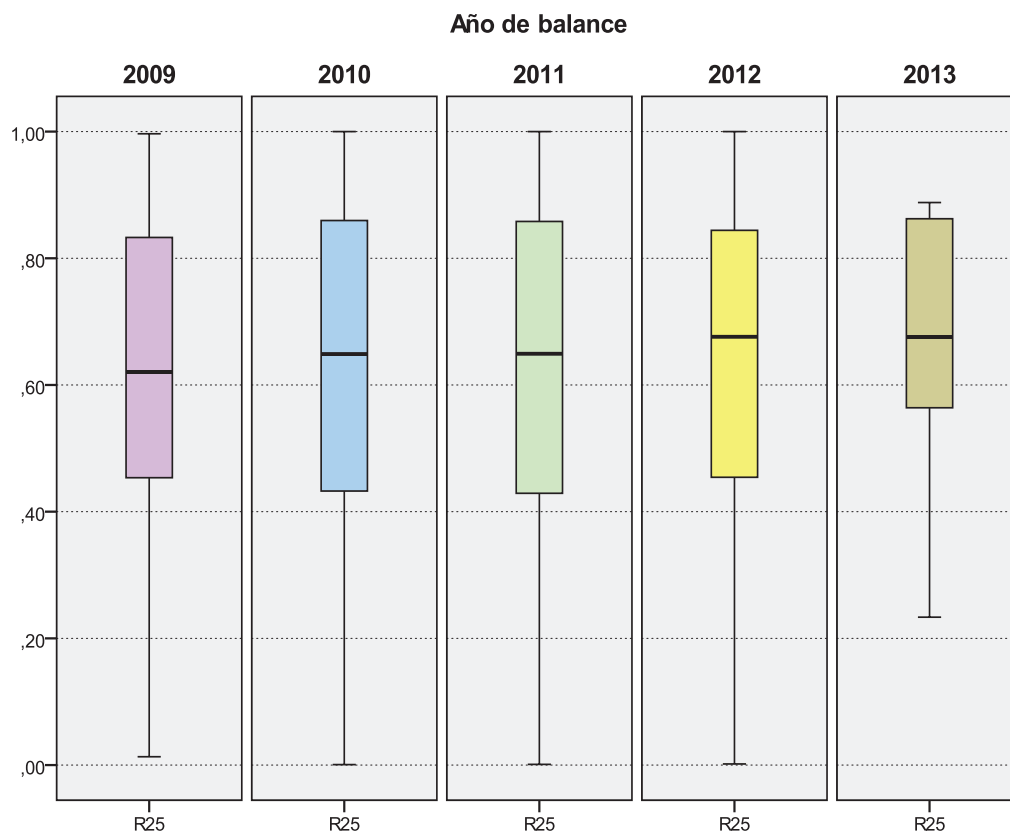
ANEXO H - Análisis descriptivo de las variables codificadas.

Año de balance



Fuente: Banco General Rumiñahui

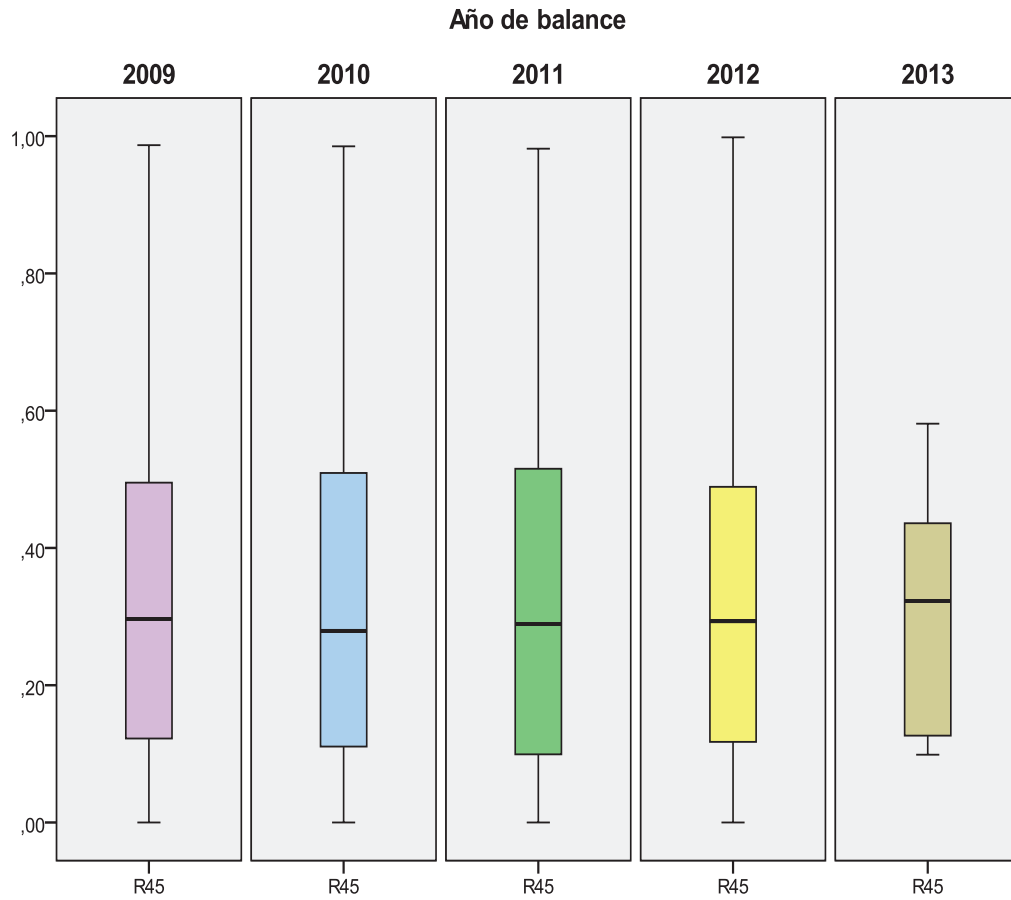
Elaborado: Autor

Figura 29. Análisis descriptivo de la variable R13

Fuente: Banco General Rumíñahui

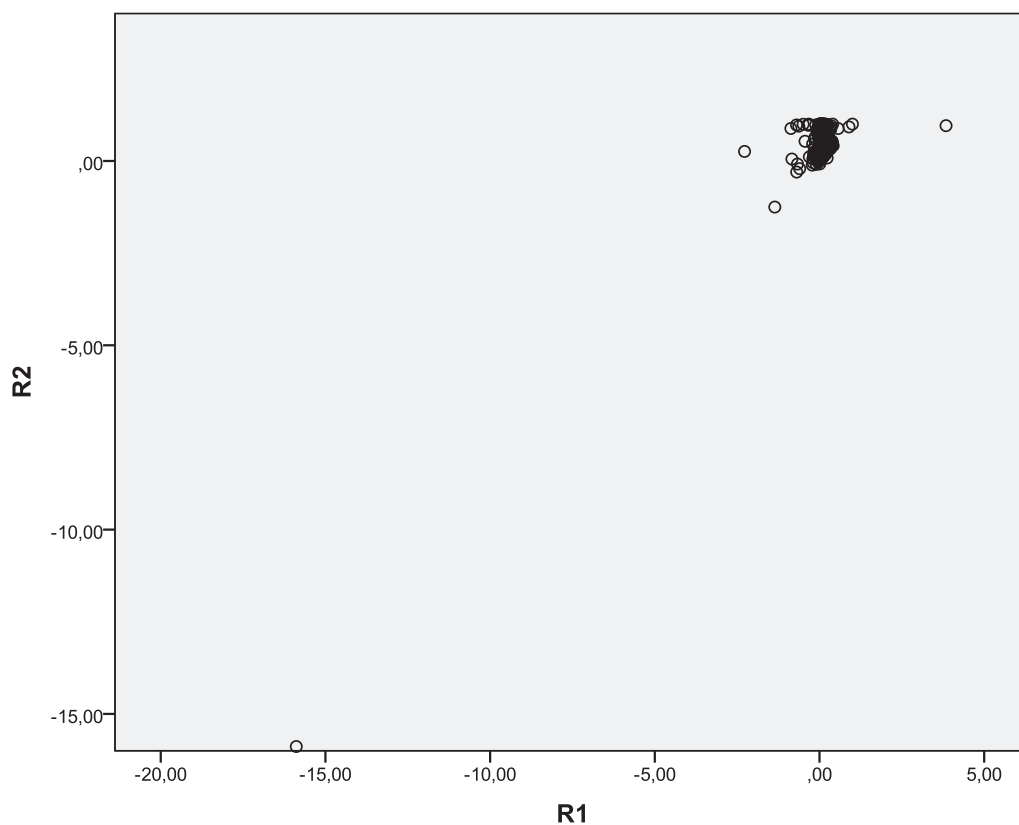
Elaborado: Autor

Figura 30. Análisis descriptivo R25



Fuente: Banco General Rumiñahui
Elaborado: Autor

Figura 31. Análisis descriptivo R45



Fuente: Banco General Rumiñahui
Elaborado: Autor

Figura 32. Análisis descriptivo R1 y R2

Sin la información se los constructores y de las instituciones sin fin de lucro se procede a realizar el análisis descriptivo a las variables para identificar datos extremos o datos perdidos.

Tabla 50. Revisión de datos perdidos.

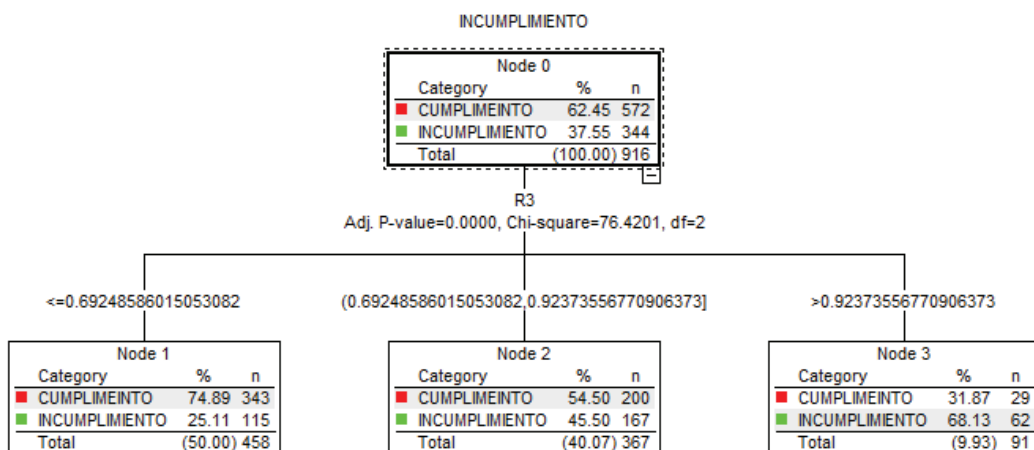
Case Processing Summary						
	Cases					
	Valid		Missing		Total	
	N	Percent	N	Percent	N	Percent
R21	919	100,0%	0	,0%	919	100,0%

Fuente: Banco General Rumiñahui
Elaborado: Autor

La variable R21 tiene información completa en todos los periodos de análisis, lo cual es adecuado para la construcción del modelo ya que todas las empresas tienen información en el balance y de salir en el modelo se podrán calificar las mismas.

ANEXO I - Análisis CHAID de las variables que entran en el modelo

En este punto se mostrara los cortes óptimos que se deben realizar a las variables continuas o agruparlas para que puedan explicar el incumplimiento apoyados con el estadístico chi-cuadrado

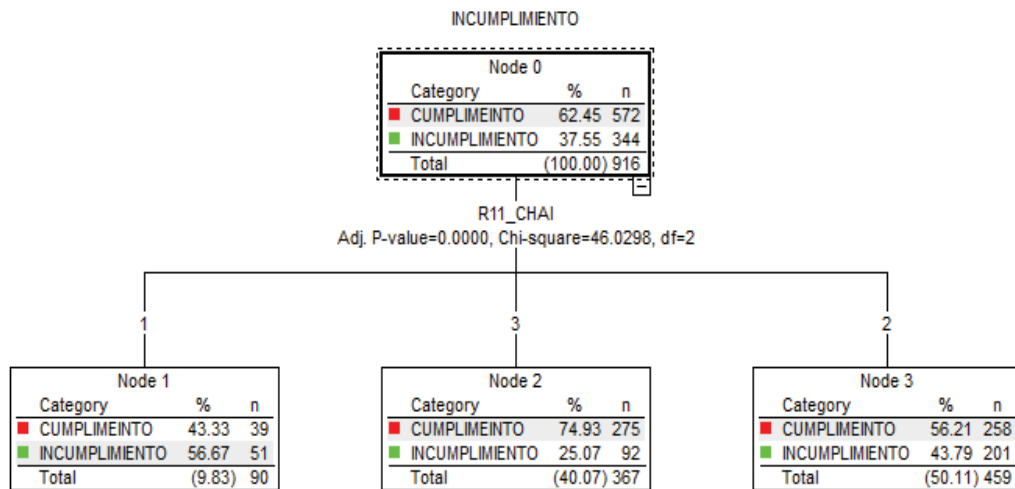


Fuente: Banco General Rumiñahui

Elaborado: Autor

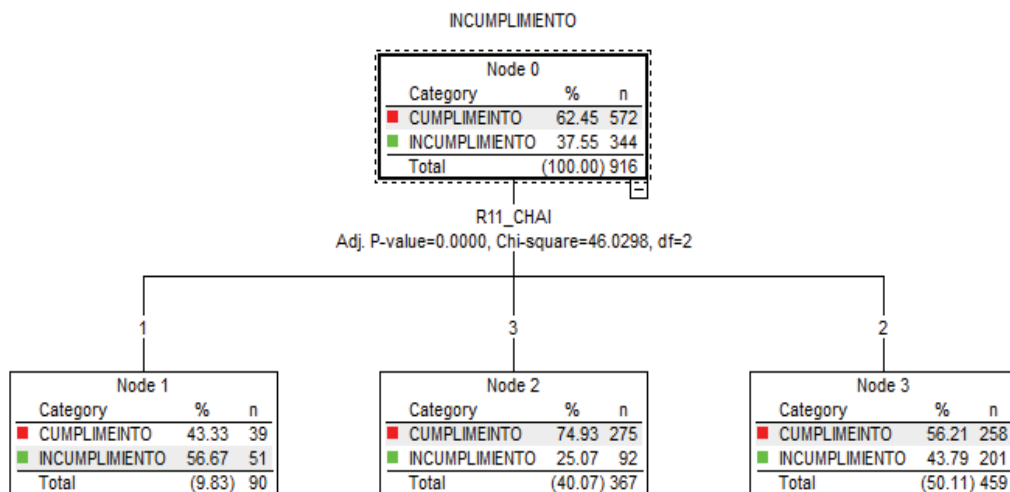
Figura 33. Análisis CHAID para variable R3

Para la variable R3 continua, se observa que existirían tres puntos cortes óptimos que nos ayudarían a explicar el incumplimiento con un P valor del 0.0, lo que nos da estadísticamente la confianza de que estos puntos de corte son adecuados para representar nuestro incumplimiento. Esta es la interpretación es la misma para todas las segmentaciones realizadas a las variables continuas, a continuación se presentan los puntos de corte para las demás variables que están en el modelo como se muestran



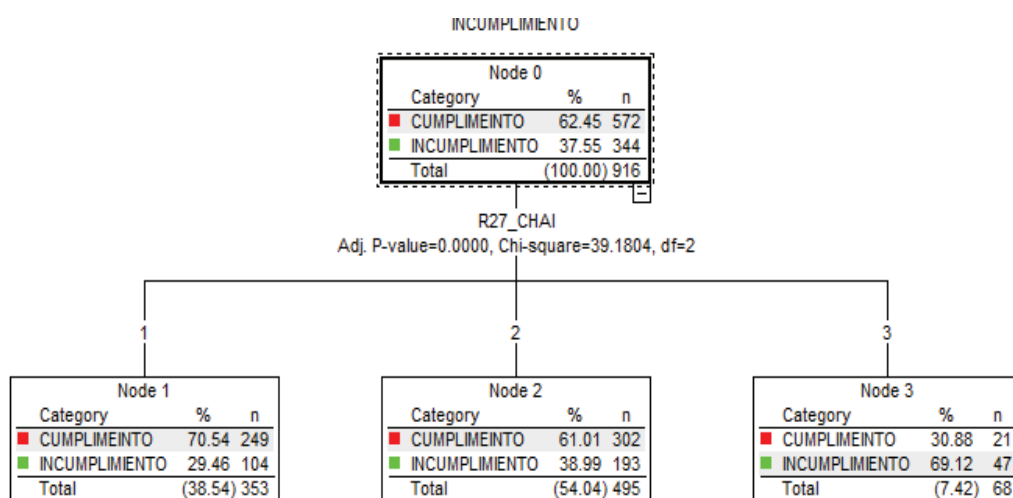
Fuente: Banco General Rumiñahui
Elaborado: Autor

Figura 34. Análisis CHAID variable R11



Fuente: Banco General Rumiñahui
Elaborado: Autor

Figura 35. Análisis CHAID variable R18



Fuente: Banco General Rumiñahui

Elaborado: Autor

Figura 36. Análisis CHAID variable R27



ESCUELA POLITÉCNICA NACIONAL

FACULTAD DE CIENCIAS
MAESTRÍA EN RIESGO FINANCIERO

ORDEN DE EMPASTADO

De acuerdo a lo estipulado en el artículo 83 del Reglamento del Sistema de Estudios de las Carreras de Formación Profesional y de Postgrados, aprobado por el Consejo Politécnico en sesión del 16 de agosto del 2011 y una vez verificado el cumplimiento del formato de presentación establecido, se autoriza la impresión y encuadernación final de la Tesis de Grado presentado por el señor **VÍCTOR FERNANDO LEMA BEJARANO**.

Fecha de autorización: Quito, D.M., 21 de septiembre de 2015

Dr. Marco Calahorra
DECANO
FACULTAD DE CIENCIAS