

**“VALORACIÓN DE LA EXPOSICIÓN DEL RIESGO CREDITICIO DE LA
EMPRESA METALÚRGICA MEDIANTE UN MODELO ESTOCÁSTICO”**

CAROLINA MORENO PALACIO

JUAN DIEGO ARCILA LOPEZ

WALTER DANIEL RUEDA RIOS

POLITECNICO COLOMBIANO JAIME ISAZA CADAVID

FACULTAD DE ADMINISTRACIÓN

ADMINISTRACION FINANCIERA

INSTITUCION UNIVERSITARIA ESUMER

CICLO PROFESIONAL EN ADMINISTRACIÓN FINANCIERA

CONVENIO CON REDAFIN

MEDELLIN

2014

**“VALORACIÓN DE LA EXPOSICIÓN DEL RIESGO CREDITICIO DE LA
EMPRESA METALÚRGICA MEDIANTE UN MODELO ESTOCÁSTICO”**

CAROLINA MORENO PALACIO

JUAN DIEGO ARCILA LOPEZ

WALTER DANIEL RUEDA RIOS

Trabajo de grado para optar al título de

Administración Financiera

Asesores

BEATRIZ ELENA BEDOYA RÍOS

EDUARDO ALEXANDER DUQUE GRISALES

POLITECNICO COLOMBIANO JAIME ISAZA CADAVID

FACULTAD DE ADMINISTRACIÓN

ADMINISTRACION FINANCIERA

INSTITUCION UNIVERSITARIA ESUMER

CICLO PROFESIONAL EN ADMINISTRACIÓN FINANCIERA

CONVENIO CON REDAFIN

MEDELLIN

2014

CONTENIDO

| | |
|---|----|
| INTRODUCCIÓN | 7 |
| PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA..... | 8 |
| DESCRIPCIÓN..... | 8 |
| FORMULACIÓN DEL PROBLEMA | 9 |
| JUSTIFICACIÓN | 10 |
| OBJETIVOS | 11 |
| OBJETIVO GENERAL..... | 11 |
| OBJETIVOS ESPECIFICOS..... | 11 |
| I CAPITULO..... | 12 |
| RIESGO DE CRÉDITO..... | 12 |
| 1 Clasificación de los riesgos | 12 |
| 1.1 Riesgos específicos o diversificables: | 12 |
| 1.2 Riesgos no diversificables o sistemáticos: | 13 |
| 1.2.1 Riesgo Mercado: | 13 |
| 1.2.2 Riesgo de Crédito:..... | 13 |
| 1.2.3 Riesgo Operacional: | 14 |
| 2 Medición de Riesgo de Crédito..... | 14 |
| 2.1 Calificación de la Cartera..... | 14 |
| 2.2 Matriz de transición..... | 16 |
| 3 Modelos para la Medición del Riesgo de Crédito | 16 |
| 3.1 Modelo Tradicional..... | 17 |
| 3.2 Modelo KMV ⁵ | 21 |
| 3.3 Modelo CreditRisk..... | 22 |
| 3.4 Modelo a Implementar CrediMetrics™ | 23 |
| 3.4.1 Pasos para el cálculo del Riesgo de Crédito mediante CrediMetrics™ | 25 |
| 4 MARCO REGULATORIO..... | 28 |
| 4.1 Sistema de Administración de Riesgo Crediticio (SARC)..... | 29 |
| 4.1.1 Políticas de administración del RC | 30 |
| 4.1.2 Procesos de administración del RC..... | 32 |
| 4.1.3 Modelos para la estimación o cuantificación de pérdidas esperadas..... | 33 |
| 4.1.4 Sistema de provisiones | 33 |

| | |
|---|----|
| II CAPITULO | 34 |
| DISEÑO METODOLÓGICO | 34 |
| Método de investigación | 34 |
| Tipo de investigación | 34 |
| Hipótesis..... | 34 |
| Técnicas..... | 35 |
| Análisis de Datos: | 35 |
| Los datos que analizaremos en el trabajo son: | 35 |
| Población..... | 36 |
| Muestra..... | 36 |
| Tipo de Muestreo: | 36 |
| Tipo de recolección de datos. | 36 |
| III CAPITULO | 37 |
| DESARROLLO DE LOS OBJETIVOS | 37 |
| DIAGNÓSTICO DE LA SITUACIÓN ACTUAL DE LA GESTIÓN DEL RIESGO DE CRÉDITO EN LA EMPRESA METALÚRGICA..... | 37 |
| MEDICIÓN DEL RIESGO CREDITICIO | 40 |
| 1. Analizar y calificar la cartera de la empresa metalúrgica..... | 40 |
| 2. Calificar la cartera de la empresa metalúrgica | 42 |
| 3. Definir Matriz de transición | 43 |
| 4. Correr el modelo CrediMetrics™ por medio del software @Risk..... | 44 |
| 4.2 Ingresar los datos necesarios para operar en el programa. | 45 |
| 4.3 Escenarios, Variables de entrada y Salida..... | 46 |
| 4.4 Resultados y análisis de la simulación | 51 |
| FORMULACIÓN DE POLÍTICAS Y ESTRATEGIAS PARA LA GESTIÓN DEL RIESGO CREDITICIO EN LA EMPRESA METALÚRGICA | 55 |
| CONCLUSIONES | 56 |
| BIBLIOGRAFÍA..... | 57 |
| Anexo 1. Encuesta..... | 59 |
| Anexo 2. Cálculo matriz de transición | 63 |
| Anexo 3. Riesgo de crédito sin simulación @Risk | 63 |
| Anexo 4. Riesgo de crédito con simulación en @Risk | 63 |

LISTA DE ECUACIONES Y GRÁFICOS

| | |
|--|----|
| Ecuación 3-1 cálculo del VaR | 20 |
| Ecuación 3-2 Valuación de la cartera | 27 |
| | |
| Gráfica 1. Clasificación de los riesgos | 13 |
| Gráfica 2. Distribución de pérdida | 19 |
| Gráfica 3 Distribución de probabilidad | 20 |
| Gráfica 4. Distribución de Probabilidad Discreta..... | 25 |
| Gráfica 5. Migración de calificación | 25 |
| Gráfica 6. Función RiskBinomial | 48 |
| Gráfica 7. Función RiskOutput..... | 49 |
| Gráfica 8. Valor de la pérdida y contingencia | 50 |
| Gráfica 9. Resumen del análisis | 51 |
| Gráfica 10. Resultados y análisis de la simulación | 52 |
| Gráfica 11. Nivel de confianza..... | 53 |
| Gráfica 12. Visualizador de resultados..... | 54 |

LISTA DE TABLAS

| | |
|--|----|
| Tabla 1. Matriz de transición con un horizonte de un año | 15 |
| Tabla 2. Matriz de Probabilidad de Migración en la Calidad de un Crédito | 26 |
| Tabla 3. Tasas de cada nivel de calificación. | 27 |
| Tabla 4. Valores de Cartera por calificación | 28 |
| Tabla 5. Indicadores financieros de Metalúrgica..... | 37 |
| Tabla 6. Comportamiento mensual de pagos..... | 41 |
| Tabla 7. Categorías de Clasificación | 41 |
| Tabla 8. Calificación de la Cartera | 42 |
| Tabla 9 Total Clientes por Categoría..... | 43 |
| Tabla 10 Matriz de transición..... | 43 |
| Tabla 11 Probabilidades de Incumplimiento | 44 |
| Tabla 12. Datos necesarios para operar en @Risk | 45 |
| Tabla 13. Variables de entrada y Salida | 46 |
| Tabla 14. % de recuperación de cartera..... | 47 |

INTRODUCCIÓN

Metalúrgica es una empresa dedicada a la comercialización, producción y distribución del acero en diferentes presentaciones para usuarios finales de los sectores metalmecánicos, industriales, constructores y mayoristas de todo el país, atendiendo a clientes nacionales e internacionales con ventas en el 2013 de 1.5 billones.

En la actualidad la empresa Metalúrgica cuenta con un área de crédito encargada de recibir, estructurar y analizar la información financiera de los futuros y actuales clientes para su posterior otorgamiento de líneas de crédito, permitiendo con esto un acceso al portafolio de productos con un plazo de tiempo determinado para su pago. Hoy en día, la cartera mensual es de aproximadamente \$180 mil millones COP y rotación de la misma cada 51 días, pero se desconoce la probabilidad que un cliente incumpla con los compromisos de pago o servicio de la deuda adquirida.

Por lo tanto, en el presente trabajo de investigación se aplicara un modelo estocástico para la cuantificación del riesgo de crédito en la cartera de la empresa Metalúrgica estudiando las diferentes teoría del riesgo de crédito y los modelos existentes, con el fin de determinar el monto en las provisiones y cantidad de capital operativo que la empresa Metalúrgica requiere con base en el resultado del modelo aplicado. También se generaran políticas y estrategias con base en el resultado obtenido con el fin de minimizar el riesgo de crédito y su posterior atomización sobre los estados financieros de la compañía.

PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

DESCRIPCIÓN

La falta de conocimiento en la probabilidad que un cliente incumpla los compromisos de pago o servicio de la deuda adquirida, afecta de manera directa los 3 principales factores de medición de la organización: Rotación de cartera, presupuesto de recaudo y porcentaje vencido; los cuales presentan los siguientes resultados¹:

- Rotación de cartera, se tiene definido una meta mensual de 47 días después de despachar el material (rotación evaluada al promedio del sector), pero en la realidad se está manejando un promedio del último año de 51 días, resultados que se relaciona con los clientes que nos pagan a tiempo.
- Presupuesto de recaudo: se tiene definido en promedio mensual un recaudo aproximado de \$120 mil Millones de pesos, obteniendo resultados en promedio cada mes de \$90 MM Alejándose del objetivo en \$30 mil Millones de pesos mensual, Cifra que obliga a la organización a buscar estos recursos en el sector financiero o apalancarse con proveedores, incurriendo en costos financieros alto o retraso en despacho de materia prima por el no pago a tiempo de nuestras obligaciones.
- Vencido mensual (la cartera vencida después del cierre o estándares cada fin de semana), hay definido a final de cada mes un vencido mayor a 15 días del 10%, pero se maneja una realidad de 14%. Y vencido total a fin de mes de 25% y se está terminando en resultado del 33% mensual.

La falencia se produce porque existen clientes con altas probabilidades de incumplimiento, pero esta información no se sabe por un cálculo estadístico, sino por la experiencia interna que se tiene de ellos.

¹ Información obtenida de Informe Gestión Crédito Mensual, a través de entrevista a jefe cobranza, empresa metalúrgica. Nombre: Casilda Gómez Restrepo.

FORMULACIÓN DEL PROBLEMA

La empresa metalúrgica no cuenta con un buen sistema de gestión de riesgo crediticio con un enfoque estocástico, ocasionando dificultades a la hora de valorar la exposición al riesgo generado por el incumplimiento de las obligaciones de crédito de sus clientes.

¿La empresa metalúrgica se encuentra preparada para eventuales situaciones de iliquidez originadas por no valorar la exposición al riesgo generado por el incumplimiento de las obligaciones de crédito de sus clientes?

JUSTIFICACIÓN

A raíz del desconocimiento de la probabilidad del incumplimiento de pago de las obligaciones que presenta un cliente con la compañía, se pueden aumentar las pérdidas potenciales por la carencia de una metodología que facilite, determine y cuantifique el impacto del no pago hacia los flujos de tesorería y estados financieros; es por ello que la implementación de un sistema de medición de riesgo de crédito permitirá identificar las pérdidas esperadas y no esperadas en las que podría incurrir la compañía, conociendo cuanto es la provisión que se debe tener para no verse afectada con la falta de pago de sus clientes.

Dicho sistema le será útil a la organización para minimizar los impactos de pérdida en el estado de resultados, garantizando de esta manera un funcionamiento óptimo y la posibilidad de aprovechar mejor sus recursos financieros.

OBJETIVOS

OBJETIVO GENERAL

Valorar la exposición del riesgo crediticio de la empresa Metalúrgica S.A. mediante un modelo Estocástico que permita la gestión eficiente de la cartera.

OBJETIVOS ESPECIFICOS

- Diagnosticar la situación actual de la empresa Metalúrgica en el ámbito de recuperación y otorgamiento de crédito.
- Medir el riesgo crediticio de la empresa Metalúrgica, a partir de la aplicación del modelo estocástico Credimetrics.
- Formular políticas y estrategias para gestionar el riesgo crediticio en la empresa metalúrgica

I CAPITULO

RIESGO DE CRÉDITO

En los últimos años las empresas están buscando la manera más eficiente de administrar los principales riesgos a los que se enfrentan diariamente, tales como: Riesgo de Mercado, Riesgo de Crédito y Riesgo Operacional. El sistema financiero, a nivel global, son quienes más han venido trabajando sobre este tema, buscando reducir los requerimientos de capitalización que les han impuesto quienes los regulan. Dentro de estos tres tipos de riesgos en el que menos se han desarrollado metodologías para su medición es el Riesgo de Crédito, puesto que se tienen más dificultades en identificar y medir los agentes que intervienen en él, esto se da en la mayoría de los casos por la ausencia de la información necesaria y los altos costos que se producen en su tratamiento (García Sánchez, 2005). “El pionero en la investigación y predicción de quiebras de empresas corporativas fue, Edward I. Altman, quien señaló desde principios de la década de los noventa que el próximo gran reto financiero será la administración de riesgo de crédito, que consiste en medir, minimizar y prevenir las Pérdidas Esperadas y las Pérdidas No Esperadas que surgen de las actividades relacionadas con el otorgamiento de préstamos en general”. (Altman, 1996)

1 Clasificación de los riesgos

Se pueden clasificar en dos grupos:

1.1 Riesgos específicos o diversificables:

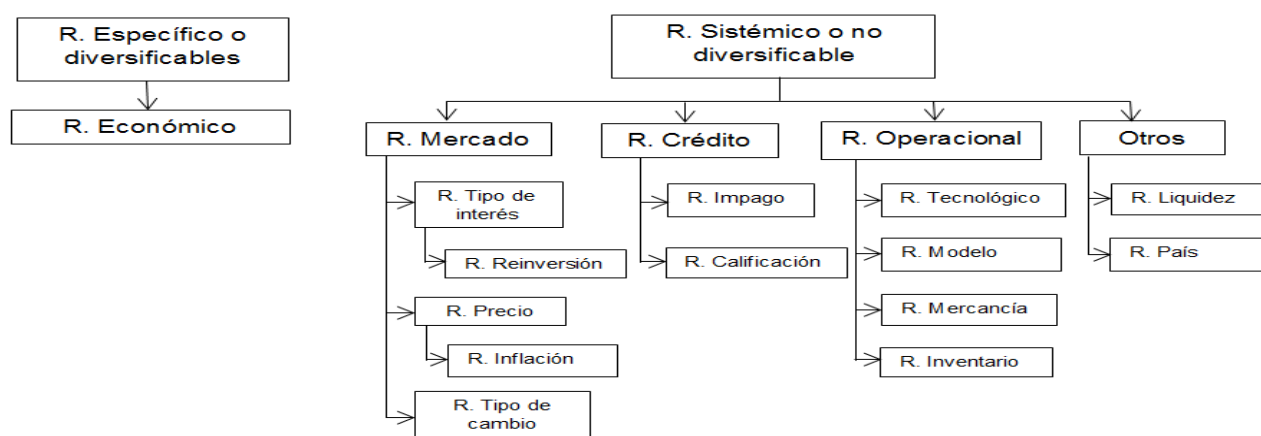
Son los que afectan a un valor concreto. Son los propios de cada activo u acción en concreto y es función de los cambios realizados por la compañía emisora de los valores. Estos riesgos se pueden reducir diversificando la cartera. (Medina, 2008)

1.2 Riesgos no diversificables o sistemáticos:

Son los que afectan todos los valores de un mismo mercado. Este tipo de riesgo no se puede diversificar porque depende de los movimientos y tendencias del mercado. (Medina, 2008)

En la gráfica 1 se puede observar la manera como se encuentran clasificados estos dos grupos.

Gráfica 1. Clasificación de los riesgos



Fuente (Medina, 2008)

1.2.1 Riesgo Mercado:

Pérdida que puede sufrir un inversionista debido a variaciones adversas en los precios o tasas del mercado. También se puede definir como la posibilidad de que el valor presente neto se mueva en dirección contraria a los cambios macroeconómicos que determinan el precio del activo que compone la cartera de valores. (Haro, 2003)

1.2.2 Riesgo de Crédito:

Posibilidad de que una entidad incurra en pérdidas y se disminuya el valor de sus activos, como consecuencia de que un deudor o contraparte incumpla sus obligaciones. (Basilea C. d., 2001)

1.2.3 Riesgo Operacional:

Riesgo de pérdida debido a la inadecuación o fallas en los procesos, el personal y los sistemas internos o bien a causa de acontecimientos externos. (Haro, 2003)

2 Medición de Riesgo de Crédito

2.1 Calificación de la Cartera

Se puede determinar mediante unos sistemas de calificación, agencias calificadoras, así los bancos o las empresas determinan la calidad crediticia de sus acreditados. En su distribución ideal permite cuantificar la *probabilidad de incumplimiento* de los acreedores con sus obligaciones y la exigencia de las pérdidas en caso de incumplimiento, que son dos componentes claves para determinar el riesgo de crédito de una cartera de préstamos u otorgamiento de productos. (Elizondo, 2003)

Es necesario que el resultado del ejercicio de calificación permita estimar, de forma explícita, la probabilidad de incumplimiento, los patrones de migración hacia distintos estados de deterioro y la magnitud de la pérdida cuando el crédito no se paga. (Elizondo, 2003)

En 1991, Edward I. Altman utilizó datos de Standard & Poor's para determinar la manera en que los bonos corporativos migran de un nivel de calidad a otro. Este trabajo dio origen a la aplicación de cadenas de Markov finitas y discretas para modelar los procesos aleatorios que caracterizan los cambios en la calidad de los créditos en el tiempo, mediante matrices de transición. (Elizondo, 2003)

La matriz de transición representa el proceso estocástico, contiene las probabilidades de migración de un nivel de calidad, estado o calificación, a otro. Por lo tanto, si la última columna de la matriz está asociada a la calificación asociada al estado de impago o quiebra

del acreditado, dicha columna contiene las probabilidades de quiebra del acreditado en un periodo, partiendo de los diferentes niveles de calidad o calificaciones de crédito. (Elizondo, 2003)

Tabla 1. Matriz de transición con un horizonte de un año

| Calificación | AAA | AA | A | BBB | BB | B | CCC | Impago |
|---------------------|------------|-----------|----------|------------|-----------|----------|------------|---------------|
| AAA | 94.30% | 5.50% | 0.10% | 0.00% | 0.00% | 0.00% | 0.00% | 0.00% |
| AA | 0.70% | 92.60% | 6.40% | 0.20% | 0.10% | 0.10% | 0.00% | 0.00% |
| A | 0.00% | 2.60% | 92.10% | 4.70% | 0.30% | 0.20% | 0.00% | 0.00% |
| BBB | 0.00% | 0.00% | 5.50% | 90.00% | 2.80% | 1.00% | 0.10% | 0.30% |
| BB | 0.00% | 0.00% | 0.00% | 6.80% | 86.10% | 6.30% | 0.90% | 0.00% |
| B | 0.00% | 0.00% | 0.20% | 1.60% | 1.70% | 93.70% | 1.70% | 1.10% |
| CCC | 0.00% | 0.00% | 0.00% | 0.00% | 9.00% | 2.80% | 92.50% | 4.60% |

Fuente (Altman E.I., 1992)

En la tabla 1, se muestra la matriz de transición obtenida por Altman. Los elementos sobre la diagonal de esta matriz representan las probabilidades de que la calidad de un crédito permanezca en su estado actual, en tanto que la última columna proporciona la estimación de las probabilidades de incumplimiento dada la calificación original del crédito. Los números que no están sobre la diagonal son las probabilidades de transición o migración de un nivel de calidad a otro; es decir, la probabilidad de que un crédito con cierto nivel de calidad (fila), migre a un estado de diferente calidad (columna) en el siguiente periodo (mejor o peor). (Elizondo, 2003)

Además de estimar la probabilidad de incumplimiento es necesario conocer la severidad de las pérdidas para poder determinar la distribución de pérdidas y ganancias de una cartera de créditos. (Elizondo, 2003)

2.2 Matriz de transición

Las matrices de transición comenzaron a utilizarse como herramienta para medir el riesgo de crédito en 1997, con la aparición de la aplicación CreditMetrics de JP Morgan. Desde entonces, se han convertido en uno de los modelos más utilizados debido a su fácil implementación. (Elizondo, 2003)

Es la principal herramienta para determinar la probabilidad de que un crédito con calificación determinada cambie de calificación crediticia durante un tiempo específico. A esta probabilidad se le conoce como “probabilidad de migración en la calidad de un crédito”. Estas matrices son un elemento importante en la estimación del riesgo de crédito, debido a que proveen la base para estudiar el posible deterioro que pudiera presentar una cartera en el futuro. Cuando se cuenta con información de la experiencia de pago de una cartera de créditos, la matriz de transición permite construir un indicador de experiencia de pago para cada crédito o deudor. (Elizondo, 2003)

3 Modelos para la Medición del Riesgo de Crédito

En la actualidad existen dos tipos de modelos para la estimación del riesgo de crédito: los tradicionales y los de enfoque moderno, dentro de los cuales se encuentran los condicionales y no condicionales. (García Sánchez, 2005)

Los modelos tradicionales: es un modelo condicional que pretende conocer las causas del incumplimiento haciendo un análisis basado en las diferentes variables financieras, sectoriales y macroeconómicas. Se basan fundamentalmente en criterios subjetivos y el juicio o la experiencia del analista de cartera. El más común de estos modelos es el de las cinco C's (conocer, capacidad, capital, colateral, condiciones cíclicas). (García Sánchez, 2005)

Los modelos de enfoque moderno: buscan calcular las probabilidades de incumplimiento utilizando la información de un cierto conjunto de variables que caracterizan a los sujetos que se les otorga el crédito. Proporcionan estimadores de las pérdidas no esperadas, como indicador del capital necesario para hacer frente a este tipo de riesgo. (García Sánchez, 2005)

3.1 Modelo Tradicional

- **Conocer (carácter)** al sujeto de crédito. 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. (Haro, 2003)
- **Capacidad** de pago del acreditado 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 valuación 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 pagará 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). (Haro, 2003)
- **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 ingresos y egresos, así como la capacidad de endeudamiento. El flujo de liquidez, la rotación de inventario, el tiempo promedio que tarda en pagar, etc. son algunas razones financieras importantes para este análisis. (Haro, 2003)

- **Colateral** son todos aquellos elementos de 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. (Haro, 2003)
- **Condiciones cíclicas** 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 de acreditado, se consideran en el análisis de créditos para prever sus posibles efectos. (Haro, 2003)

A continuación se hablara de los modelos de enfoque moderno.

El análisis de riesgo de crédito posee varios beneficios para las entidades financieras como a las empresas, entre ellos se puede resaltar estos:

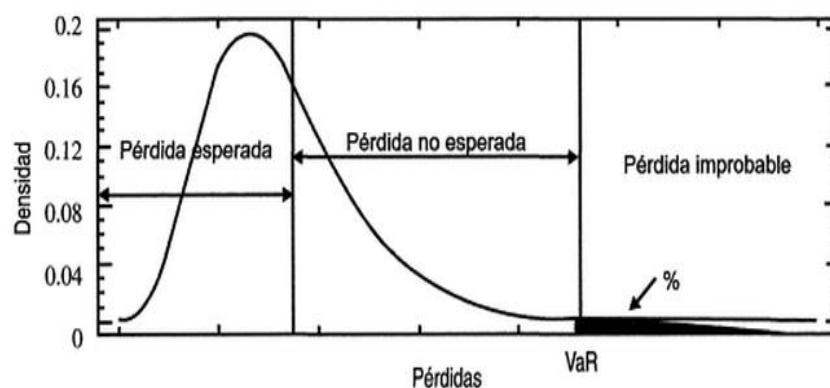
- Al utilizar modelos de riesgo de crédito estos se encargan de proporcionar estimaciones del riesgo, tales como la pérdida esperada y la no esperada, las cuales reflejan la composición individual de las carteras, produciendo resultados acerca de la concentración del riesgo a nivel de cada cartera. (Elizondo, 2003)
- Los modelos deberán responder a líneas de negocio, calidad del crédito, a variables del entorno económico, a las características propias del crédito y acreditado, lo cual resulta ser una herramienta de gran utilidad para la administración de este tipo de riesgo. (Elizondo, 2003)

El objetivo de la medición del riesgo de crédito es la estimación de las pérdidas y de su distribución de probabilidad, así se puede determinar las pérdidas esperadas y las pérdidas no esperadas en el portafolio crediticio de una institución financiera o la cartera de una empresa. (Elizondo, 2003)

La pérdida esperada de un portafolio de activos crediticios representa el monto de capital que podría perder una compañía o institución, como resultado de la exposición al riesgo de crédito, para un horizonte de tiempo dado. (Tomas, 1997)

La gráfica 2, representa la distribución de probabilidad de las pérdidas ocasionadas por la exposición al riesgo de crédito.

Gráfica 2. Distribución de pérdida



Fuente (Elizondo, 2003)

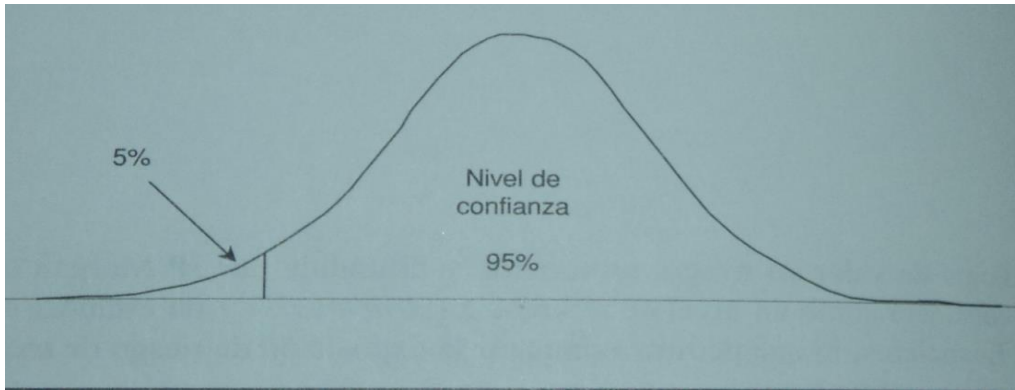
La calidad de una cartera de créditos presenta variaciones en el tiempo, por lo que las pérdidas esperadas también varían. Las pérdidas resultantes de cambios en la calidad de la cartera se denominan como pérdidas no esperadas. (Elizondo, 2003)

La pérdida no esperada se mide tomando en cuenta la variabilidad de la distribución de pérdidas, puede calcularse como la diferencia entre la pérdida esperada y un percentil de la distribución de pérdidas conocido como VaR de crédito o Valor en Riesgo, el cual se elige de acuerdo al nivel de confianza deseado. Las pérdidas no esperadas consideran la volatilidad de las pérdidas y expresan típicamente el riesgo del portafolio con una medida de pérdida de crédito inesperada. (Elizondo, 2003)

Probabilidad de Incumplimiento (PI). Representa la frecuencia relativa con la que ocurre el evento de que, al término del periodo establecido para el crédito, el acreditado o contraparte haya incumplido con sus obligaciones de pago, o bien, como la probabilidad de que la contraparte caiga en el estado crítico predefinido como incumplimiento durante o al final del periodo analizado. (Elizondo, 2003)

Valor en Riesgo (VaR). Es una medida estadística de riesgo de mercado que estima la pérdida máxima que podría registrar un portafolio en un intervalo de tiempo y con cierto nivel de probabilidad o confianza. (Haro, 2003)

Gráfica 3 Distribución de probabilidad



Fuente (Haro, 2003)

En una empresa o institución financiera, los miembros del consejo de administración son quienes deben definir dos aspectos fundamentales para el cálculo del VaR: *el nivel de confianza* que desean tener para determinar el Var, y el horizonte de tiempo con que se va a medir. El Banco Internacional de Liquidaciones (BIS) recomienda definir 99% de nivel de confianza y un horizonte de 10 días para los intermediarios financieros. Sin embargo, JP Morgan recomienda 95% de probabilidad en un horizonte de un día, para operaciones en mercados líquidos. Como se muestra en la gráfica 3. (Riskmetrics:daily earnings at risk, DEAR)

Calculo del VaR por medio del método paramétrico

Ecuación 3-1 cálculo del VaR

$$VaR = F \times S \times \sigma \times \sqrt{t}$$

Fuente (Haro, 2003)

Dónde:

F = factor que determina el nivel de confianza del cálculo. Para un nivel de confianza de 95%, $F= 1.65$, y para un nivel de confianza de 99%, $F= 2.33$. (Haro, 2003)

S = monto total de la inversión o la exposición total en riesgo. (Haro, 2003)

σ = desviación estándar de los rendimientos del activo. (Haro, 2003)

t = horizonte de tiempo en que se desea calcular el VaR. (Haro, 2003)

Los modelos que se mencionaran a continuación poseen una característica en común y es el uso del VaR.

3.2 Modelo KMV⁵

También se basa en el modelo de Merton. Define una “distancia al impago”, que es la diferencia entre el valor de los activos de la empresa y un cierto umbral, de manera que si esta cantidad es negativa, la compañía estaría en bancarrota y podría cumplir con sus obligaciones. Para propósitos de estandarización, esta distancia al impago se mide como 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 perdidas 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 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. (Elizondo, 2003)

3.3 Modelo 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 el portafolio, y el supuesto de que las probabilidades de impago siempre son pequeñas, de manera que el número de incumplimientos en el portafolio se puede aproximar adecuadamente por una distribución de probabilidad de Poisson. En su versión más general en donde las probabilidades están completamente explicadas por una suma ponderada de “K factores de riesgo”, cada uno de ellos distribuidos de acuerdo con una distribución Gamma independiente. Los ponderados de los factores de riesgos 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 en general, la correlación de impago está implícita en los patrones de covarianza entre los factores de riesgo, y el supuesto de Poisson que conduce a una distribución binomial negativa para el número de incumplimientos. Una vez obtenida la distribución en el número de incumplimientos en el portafolio, procedimiento con un enfoque actuarial, se selecciona una unidad de pérdida y dadas las tasas de recuperación de los créditos individuales, estos 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 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 menos uno; el número de factores de riesgo en el otro caso. Este cálculo puede implicar un esfuerzo computacional importante, si el portafolio es grande y la unidad perdida escogida es pequeña. (Elizondo, 2003)

Los modelos mencionados anteriormente son los más comunes e utilizados, pero es importante notar que el énfasis de estas metodologías es producir una distribución de pérdidas, que se apega lo más posible a la realidad. (Elizondo, 2003)

El modelo a utilizar en la investigación que se está realizando es el **CrediMetrics™** por lo tanto se profundizara más acerca de su metodología.

3.4 Modelo a Implementar CreditMetrics™

Es un modelo de marcar a mercado, el componente principal es la matriz de transición que está relacionada con un sistema de calificación, y provee el mecanismo de probabilidades que modela la migración de la calidad de los créditos. Esto determina las pérdidas resultantes de los incumplimientos del deudor, y los cambios en valor de mercado de los créditos del portafolio, a través de un proceso de simulación Montecarlo que toma en cuenta explícitamente las probabilidades de migración, para finalmente obtener la distribución de pérdidas del portafolio. La matriz de transición, los cambios en el valor y las pérdidas debidas al incumplimiento se estiman a partir de datos estadísticos e información de mercado. En cambio, 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, así como determinar el comportamiento de migración conjunta de los créditos del portafolio. (Elizondo, 2003)

El modelo CreditMetrics™ fue desarrollado, en 1997, por un grupo de instituciones financieras encabezadas por J.P. Morgan. Es un modelo que permite analizar el riesgo de crédito en un contexto de cartera, utilizando variables de la estadística descriptiva tales como la pérdida esperada y Valor en Riesgo (VaR). (Haro, Medicion y control de riesgos financieros, 2003)

CreditMetrics™ se describe como un modelo de cartera para la medición del riesgo ocasionado por los cambios del valor provocados por migraciones en la calidad crediticia de los clientes. Para obtener una perspectiva completa del riesgo de crédito, CreditMetrics™ se basa tanto en el análisis de eventos del incumplimiento como mejoras y deterioro en la calidad crediticia. Por este motivo se dice que este modelo es de valuación a mercado (mark to market). (Elizondo, 2003)

El objetivo principal de este modelo es analizar las pérdidas ocasionadas por el incumplimiento, cambios en el valor de la cartera (aumentos o disminución) en la calidad crediticia. El horizonte de análisis de CreditMetrics™ es de mediano plazo (tres meses) al largo plazo (varios años), por lo cual este modelo no fue diseñado para analizar cambios diarios en la calidad crediticia de la cartera. (Elizondo, 2003)

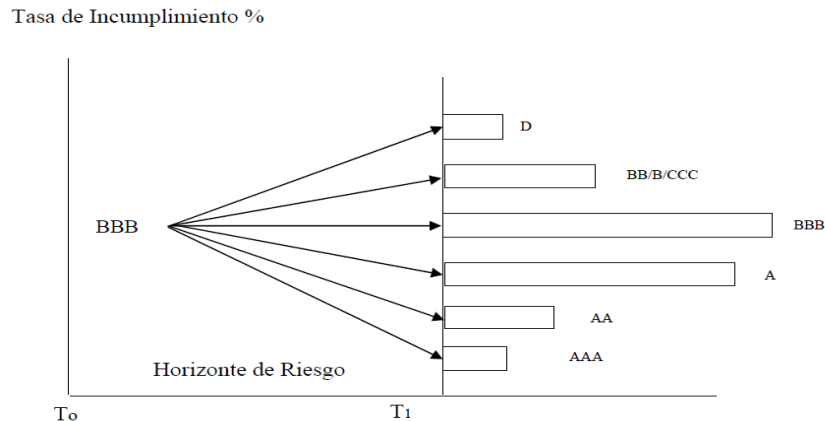
Este modelo busca dar respuesta a la pregunta de si el año entrante será un mal año ¿cuánto es el monto máximo que perderé en mi cartera de créditos? (Haro, 2003)

“**Mark to market (marcar a mercado)** su componente principal es la matriz de transición que está relacionada con un sistema de calificación, el cual modela la migración de la calidad de los créditos. Con esto se determina las pérdidas resultantes de los incumplimientos del deudor y los cambios en el valor de mercado de los créditos de la cartera. Ahora bien la matriz de transición, los cambios en el valor y las pérdidas debidas al incumplimiento de los créditos se estiman a partir de datos estadísticos e información de mercado.” (Grossman, R., Brennan, CreditMetrics, 1998)

Este modelo puede ser utilizado por varios tipos de instituciones por ejemplo: bancos comerciales y bancos de desarrollo los cuales utilizan el modelo para analizar el riesgo de su cartera de crédito y discriminar los créditos menos rentables con base en su relación riesgo-retorno; administradores de fondos de inversión pueden utilizarlo para analizar el riesgo de bonos corporativos; empresas en general que posean un portafolio de acreditados, las casas de bolsa y los bancos de inversión pueden estimar el impacto al riesgo de crédito incurrido en operaciones realizadas con contrapartes riesgosas como los Swaps y utilizar el modelo para valorar dichas transacciones en relación con el riesgo adquirido a través de varias estadísticas descriptivas tales como Pérdida Esperada y Valor en Riesgo (VaR). (Elizondo, 2003)

CreditMetrics™ fundamenta la estimación de una Distribución de Probabilidad de Pérdidas y Ganancias Crediticias (DPP&GC) discreta, en lo que se denomina *modelos de migración*. (García Sánchez, 2005). La gráfica 4, nos muestra en que consiste la migración.

Gráfica 4. Distribución de Probabilidad Discreta



Fuente (Sanchez Ceron, Valor en Riesgo, 2005)

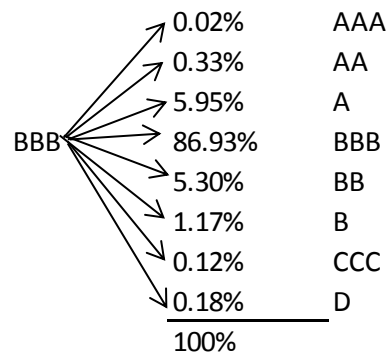
3.4.1 Pasos para el cálculo del Riesgo de Crédito mediante CreditMetrics™

Paso 1. Determinar la matriz de probabilidades de transición.

La probabilidad de transición p_{ij} es la posibilidad de que un emisor hoy con calidad crediticia i , pueda migrar o moverse a otra calidad crediticia j en un horizonte de tiempo (típicamente año). (Haro, 2003)

En el caso de Standar & Poor`s existen siete categorías de calificación. La más alta es AAA y la más baja es CCC. La probabilidad de impago o incumplimiento es D. En el siguiente ejemplo se tiene un cliente que hoy presenta una calificación de BBB, las probabilidades de transición serían las siguientes: (Haro, 2003)

Gráfica 5. Migración de calificación



Fuente (Haro, 2003)

En este ejemplo (gráfico 5) hay una probabilidad de 5.30% de que un cliente calificado hoy como BBB, disminuya su calificación a BB en el periodo de un año. Se puede notar que la probabilidad más alta de 86.93% es la que se refiere a que el cliente mantenga su calificación en el periodo de un año. La probabilidad de que el cliente pase de BBB a AAA también es baja, es decir, de 0.02%. (Haro, 2003)

Con propósitos explicativos (tabla 2) a continuación se presenta la matriz de transición con ocho estados, estimada por la agencia calificadora Standar & Poor`s. Para interpretar correctamente los elementos de la matriz se deben leer renglón por renglón. Esta matriz es una tabla de probabilidades que resume las diferentes probabilidades de transición.

Tabla 2. Matriz de Probabilidad de Migración en la Calidad de un Crédito

| % | AAA | AA | A | BBB | BB | B | CCC | D |
|-----|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|--------|
| AAA | 91.35 | 8.00 | 0.70 | 0.10 | 0.05 | 0.01 | 0.01 | 0.01 |
| AA | 0.70 | 91.03 | 7.47 | 0.60 | 0.10 | 0.07 | 0.02 | 0.01 |
| A | 0.10 | 2.34 | 91.57 | 5.08 | 0.61 | 0.26 | 0.01 | 0.05 |
| BBB | 0.00 | 0.11 | 5.28 | 86.71 | 6.12 | 1.27 | 0.23 | 0.28 |
| BB | 0.01 | 0.11 | 0.55 | 7.77 | 81.77 | 7.95 | 0.85 | 1.00 |
| B | 0.00 | 0.05 | 0.25 | 0.45 | 7.00 | 83.50 | 3.75 | 5.00 |
| CCC | 0.00 | 0.01 | 0.10 | 0.30 | 2.59 | 12.00 | 65.00 | 20.00 |
| D | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 100.00 |

Fuente (Standar & Poor`s (abril 15, 1996))

Paso 2. Valuación del precio de la cartera.

Para la valuación de la cartera se requiere de la curva de tasas correspondientes a cada nivel de calificación (tabla 3). Si se toma en cuenta el criterio de Standar & Poor`s, se debe contar con siete curvas de tasas que incorporen la sobretasa que refleje el riesgo de crédito. Todos los acreditados que tengan la misma calificación crediticia deben ser valuados con la misma curva. (Haro, 2003)

Tabla 3. Tasas de cada nivel de calificación.

| Categoría | Año 1 | Año 2 | Año 3 | Año 4 |
|------------------|--------------|--------------|--------------|--------------|
| AAA | 3.60% | 4.17 % | 4.73% | 5.12% |
| AA | 3.65% | 4.22% | 4.78% | 5.17% |
| A | 3.72% | 4.32% | 4.93% | 5.32% |
| BBB | 4.10% | 4.67% | 5.25% | 5.63% |
| BB | 5.55% | 6.02% | 6.78% | 7.27% |
| B | 6.05% | 7.02% | 8.03% | 8.52% |
| CCC | 15.05% | 15.02% | 14.03% | 13.52% |

Fuente (Standar & Poor`s (abril 15, 1996))

El valor de la cartera de cada cliente es el valor presente del cliente teniendo en cuenta un año hacia delante, tomando las tasas de descuento de la curva que represente la calificación del cliente y los flujos de efectivo (cartera) del cliente, desde el año tomado inicialmente hasta el vencimiento o cumplimiento total de la cartera. (Haro, 2003)

Por ejemplo si el cliente tiene una calificación BBB y la tasa es del 6% (valor nominal de 100 \$) el valor de la cartera a 1 año es el siguiente: (Haro, 2003)

Ecuación 3-2 Valuación de la cartera

$$F_{BBB} = \frac{6}{1.041} + \frac{6}{1.0467^2} + \frac{6}{1.0525^3} + \frac{106}{1.0563^4} = 107.53$$

Fuente (Haro, 2003)

Si se replica el mismo cálculo para las otras calificaciones, se obtendrán los siguientes datos:

Tabla 4. Valores de Cartera por calificación

| Categoría | Valor del crédito |
|------------------|--------------------------|
| AAA | \$109.35 |
| AA | \$109.17 |
| A | \$108.64 |
| BBB | \$107.53 |
| BB | \$102.01 |
| B | \$98.09 |
| CCC | \$83.63 |
| D | \$51.13 |

Fuente (Haro, Medicion y control de riesgos financieros, 2003, pág. 188)

Paso 3. Medición del riesgo de crédito (credit VaR)

4 MARCO REGULATORIO

En Colombia el único sector que posee un marco regulatorio establecido es el sector financiero, por lo tanto tomaremos como guía algunos parámetros regulados por ellos y que le pueden ser útiles al sector industrial, ya que la empresa Metalúrgica hace parte de este.

Entrada la década de los ochenta, llamada la década perdida de América Latina, tanto los bancos Americanos como Europeos que poseían excedentes “denominados petrodólares”, empezaron a colocar recursos en todas las empresas y entidades financieras de América Latina. Ya en Diciembre de 1974, los gobernadores del G-10 (diez grandes Bancos Centrales Europeos), crearon el Comité de Supervisión Bancaria de Basilea con el fin de mejorar la colaboración entre las autoridades de supervisión bancaria. Siendo su objetivo

principal garantizar la estabilidad del sistema financiero a nivel mundial. (García Sánchez, 2005)

El comité de Basilea promueve a nivel mundial estándares de supervisión seguros, sólidos y confiables. Basado en tres pilares fundamentales que son: Requerimientos de capital mínimo, Revisión de supervisores y Disciplina del mercado. (Basilea C. d., 2001)

El Comité de Basilea establece para los bancos, a través de sus “Acuerdos”, un **capital mínimo** que actúe como “colchón” cubriendo sus pérdidas **inesperadas**, lo cual les permitirá cumplir con sus obligaciones y así evitar un efecto dominó en el sistema financiero. Mientras Basilea I ha sido diseñada para Bancos con actividad internacional y para los entonces 11 países representados en el Comité, más de 130 países han adoptado dicho acuerdo con las enmiendas realizadas en Basilea II, donde se debe incluir el Riesgo Mercado y el Riesgo operacional para hallar el capital mínimo requerido. Además cuenta con el reconocimiento del FMI y del Banco Mundial como buena práctica internacional. (Basilea C. d., 2001)

Basilea son unos acuerdos que pueden ser tomados como guías, mas no es una norma que se tiene que cumplir, a raíz de esto en Colombia está siendo tomada por la Superintendencia Financiera como una Ley regulatoria impuesta a el sector financiero, en la Circular 100 de 1995 Capítulo II, Reglas Relativas a la Gestión del Riego Crediticio (SARC). Este capítulo también se puede tomar como guía para elaborar una buena gestión del riesgo de crédito en cualquier compañía. (Circular 100 de 1995 Capitulo II, 1995)

4.1 Sistema de Administración de Riesgo Crediticio (SARC)

En el capítulo II, Reglas Relativas a la Gestión del Riego Crediticio (SARC) de la circular 100 de 1995 se indican los principios, criterios y parámetros mínimos que las entidades deben analizar para realizar el diseño, desarrollo y aplicación de las SARC buscando como objetivo principal mantener una adecuada evaluación del riesgo de crédito contenido dentro de los activos. (Circular 100 de 1995 Capitulo II, 1995)

El SARC debe contener políticas y procedimientos claros y precisos que definan los criterios y la forma mediante la cual la entidad evalúa, asume, califica, controla y cubre su riesgo crediticio. Para ello, los órganos de dirección, administración y control de las entidades deben adoptar políticas y mecanismos especiales para la adecuada administración del riesgo crediticio, no sólo desde la perspectiva de su cubrimiento a través de un sistema de provisiones, sino también a través de la administración del proceso de otorgamiento de créditos y permanente seguimiento de éstos. (Circular 100 de 1995 Capítulo II, 1995)

“A continuación, para evaluar continuamente el riesgo incorporado en los activos crediticios de una compañía, las entidades deben diseñar y adoptar un SARC. Por lo anterior, se deben conocer y contar al menos con los siguientes componentes básicos:

- Políticas de administración del RC
- Procesos de administración del RC
- Modelos internos o de referencia para la estimación o cuantificación de pérdidas esperadas.
- Sistema de provisiones para cubrir el RC” (Circular 100 de 1995 Capítulo II, 1995)

4.1.1 Políticas de administración del RC

Las políticas de administración del Riesgo de Crédito deben ser acogidas por la junta directiva o el consejo de administración de la compañía, siendo claros y precisos bajo qué criterios será evaluado, calificado, controlado, cubierto, y asumido el Riesgo crediticio. También serán los encargados de constituir los controles y mecanismos necesarios para garantizar que dichas políticas si se cumplan y sean aplicadas en el proceso de la administración del Riesgo de crédito. (Circular 100 de 1995 Capítulo II, 1995)

Estas normas son:

- Estructura organizacional: La empresa debe definir una estructura organizacional apropiada para la administración del RC. Contar con personal idóneo dejando claro

las responsabilidades asignadas en las diferentes áreas y personas involucradas en los procesos, establecer reglas internas dirigidas a prevenir y sancionar conflictos de interés, a controlar el uso y a asegurar la reserva de la información. (Circular 100 de 1995 Capítulo II, 1995)

- Los límites de exposición crediticia y pérdida tolerada: Se deben incluir las pautas generales que analizara la compañía en la fijación, tanto de los niveles y límites de exposición (iniciales y potenciales) de los créditos totales e individuales, como de la adjudicación de los cupos y límites que se le otorgara al deudor. (Circular 100 de 1995 Capítulo II, 1995)
- Otorgamiento de crédito: Deben ser claras las características de los créditos otorgados por la empresa y los niveles de tolerancia frente al riesgo, discriminar entre sus potenciales clientes para determinar si son sujetos de crédito y definir los niveles de adjudicación para cada uno de ellos. (Circular 100 de 1995 Capítulo II, 1995)
- Garantías: Las políticas deben definir criterios para la exigencia y aceptación de garantías para cada tipo de crédito. En lo que se refiere a avalúos de los bienes recibidos en garantía, la política debe contener criterios de realización de avalúos que se refieran a su objetividad, certeza de la fuente, transparencia, integridad y suficiencia, independencia y profesionalidad del evaluador, antigüedad y contenido mínimo del avalúo. (Circular 100 de 1995 Capítulo II, 1995)
- Seguimiento y control: Las entidades deben tener un sistema de seguimiento y control del RC de los diferentes portafolios, lo cual implica un proceso continuo de clasificación y recalificación de las operaciones crediticias consistente con el proceso de otorgamiento. Las políticas deben precisar la frecuencia del seguimiento y señalar los criterios de calificación. (Circular 100 de 1995 Capítulo II, 1995)
- Constitución de provisiones: Las políticas deben prever sistemas de cubrimiento del riesgo mediante provisiones generales e individuales que permitan absorber las pérdidas esperadas derivadas de la exposición crediticia de la entidad y estimadas mediante las metodologías y análisis desarrollados en el SARC. Las políticas de provisiones deben considerar explícitamente los ajustes contra cíclicos de los modelos, , de manera que en los períodos de mejora en la calidad crediticia se

constituyan mayores provisiones de las que serían necesarias en tales condiciones, a fin de compensar, al menos en parte, las que deberían constituirse en períodos de deterioro en la calidad crediticia. (Circular 100 de 1995 Capítulo II, 1995)

Estos ajustes pueden hacerse mediante provisiones individuales y/o provisiones generales.

- Capital económico: Se entiende por capital económico la estimación del nivel de patrimonio necesario para absorber las pérdidas no esperadas de la entidad. Si bien todavía no es una exigencia regulatoria, es deseable que las entidades inicien un proceso de estimación de este capital con metodologías internas. (Circular 100 de 1995 Capítulo II, 1995)
- Recuperación de cartera: Las entidades deben desarrollar políticas y procedimientos que les permitan tomar oportunamente medidas para enfrentar incumplimientos con el objeto de minimizar las pérdidas. Estas políticas deben ser diseñadas con base en la historia de recuperaciones y las variables críticas que determinan la minimización de las pérdidas. La información sobre los resultados de estas políticas debe ser almacenada como insumo para el afinamiento de los modelos desarrollados para el seguimiento y estimación de pérdidas. (Circular 100 de 1995 Capítulo II, 1995)

4.1.2 Procesos de administración del RC

El SARC debe contar con procesos para la identificación, medición y control del RC. En ellos se deben definir en forma clara y expresa las responsabilidades de cada uno de los funcionarios y organismos internos involucrados en dicha administración, así como los sistemas de seguimiento de ésta, contemplando la adopción de medidas frente a su incumplimiento. (Circular 100 de 1995 Capítulo II, 1995)

“Los procesos adoptados deben generar la información necesaria para evaluar los respectivos riesgos, apoyar la toma de decisiones y abarcar las siguientes etapas relacionadas con la operación de crédito:

-Otorgamiento.

-Seguimiento y control.

-Recuperación” (Circular 100 de 1995 Capitulo II, 1995)

4.1.3 Modelos para la estimación o cuantificación de pérdidas esperadas

El SARC debe estimar o cuantificar las pérdidas esperadas. (Circular 100 de 1995 Capitulo II, 1995)

Pueden adoptar sus propios modelos internos de estimación. Las entidades que opten por diseñar y adoptar sus propios modelos para uno o más portafolios deben presentarlos a la SFC para su evaluación previa, la cual, en todos los casos, emitirá un pronunciamiento respecto de su objeción o no para que sean aplicados. (Circular 100 de 1995 Capitulo II, 1995)

4.1.4 Sistema de provisiones

Para cubrir el RC el SARC debe contar con un sistema de provisiones, las cuales deben calcularse en función de las pérdidas esperadas que arroje la aplicación del modelo interno. (Circular 100 de 1995 Capitulo II, 1995)

II CAPITULO

DISEÑO METODOLÓGICO

Nuestro diseño metodológico parte del supuesto que es viable la aplicación del modelo CrediMetrics™, a través de un proceso de simulación Montecarlo utilizando el software @Risk, en la empresa Metalúrgica dado que se cuentan con la información arrojada por el ciclo operativo de la misma.

Método de investigación

Para el desarrollo del trabajo de grado, haremos uso del método deductivo porque parte de lo general a lo particular porque partimos de la descripción de riesgo de crédito y del modelo CrediMetrics™, a través de un proceso de simulación Montecarlo utilizando el software @Risk, para aplicarlo en una situación específica en la empresa Metalúrgica.

Tipo de investigación

Es descriptiva y explicativa porque va a permitir describir un fenómeno a partir de la teoría de riesgo de crédito y la metodología CrediMetrics™ para aplicarlo en la cartera de la empresa metalúrgica.

El análisis de la información será con variables matemáticas y estadísticas ya establecidas como es propia naturaleza del modelo de riesgo.

Hipótesis

“Con los resultados del modelo de riesgo de crédito se estructurarán políticas para otorgar el crédito y calcular las provisiones con base en el incumplimiento”

Técnicas

Para realizar el diagnóstico de la situación actual de la empresa Metalúrgica emplearemos las siguientes técnicas:

- Análisis de contenido y procedimiento
- Análisis documental
- Observación
- Entrevista
- Matriz FODA

Para la Medición del riesgo crediticio a partir de la aplicación del modelo CrediMetrics™.

- Muestreo de clientes de la empresa Metalúrgica.
- Elaboración de la matriz de transición
- Simulación Montecarlo, la cual será realizada por el software de @Risk.

Análisis de Datos:

Los datos que analizaremos en el trabajo son:

- Rotaciones de Pago.
- Categorización de los clientes.
- Matriz de Transición.
- Probabilidades de Incumplimiento.
- Unidad de tiempo: Los datos que tomaremos serán de un período de tres años.

Desde las funciones probabilísticas mientras más datos tengamos menos desviaciones hay y por eso vamos a trabajar el comportamiento de los datos para 3 años, 2011 – 2013.

Se va a analizar la cartera y se le van a definir las categorías de acuerdo a las fechas en que se recupera el capital. Luego de definir las variables y las categorías haremos un barrido de la serie de datos por la distribución para calcular el promedio.

Población.

La población es finita, debido a que se tomarán clientes del sector metalmecánico y de acero, con una población de 412 clientes.

Muestra

En la muestra se consideran empresas de los sectores que consumen acero (Industriales, Mayoristas, Minoristas, Constructores y Estructureros) con 412 clientes en total, 82 de cada unidad mencionadas.

Tipo de Muestreo:

El tipo de muestreo es no probabilístico, es decir, trataremos criterios de inclusión y exclusión de acuerdo a las características actuales que tienen los clientes elegidos en la muestra (financieras, rotaciones de pago actuales y calificación crediticia).

Tipo de recolección de datos.

Interacción directa con la base de datos e históricos de la organización.

III CAPITULO

DESARROLLO DE LOS OBJETIVOS

DIAGNÓSTICO DE LA SITUACIÓN ACTUAL DE LA GESTIÓN DEL RIESGO DE CRÉDITO EN LA EMPRESA METALÚRGICA.

Metalúrgica S.A es una empresa comercializadora, productora y distribuidora de acero en diferentes presentaciones para usuarios finales de los sectores metalmecánicos, industriales, constructores y mayoristas de todo el país, con ventas en el 2013 de 1,5 billones de pesos.

Tabla 5. Indicadores financieros de Metalúrgica

| Variables | 2.011 | 2.012 | %Var | 2.013 | %Var |
|-----------------------|-------------------|-------------------|---------------|---------------------|---------------|
| Ventas | \$650.660.000.000 | \$833.550.000.000 | 28,1% | \$1.500.836.000.000 | 80,1% |
| Rotación de cartera | 44 | 48 | 9,1% | 51 | 6,3% |
| Monto cartera fin año | \$55.000.000.000 | \$60.200.000.000 | 9,5% | \$180.555.000.000 | 199,9% |
| Cartera Castigada | \$600.000.000 | \$1.000.000.000 | 66,7% | \$1.300.000.000 | 30,0% |
| Cobro jurídico | \$200.000.000 | \$800.000.000 | 300,0% | \$830.000.000 | 3,8% |

Fuente (Jefe cobranza, 2014)

En la tabla 5, se puede analizar como las ventas de la compañía se han ido incrementando desde 2011 teniendo una variación entre el 2012 y 2013 del 52%, pero también el monto de la cartera al finalizar el año 2013 obtuvo una variación de 190%, aunque su cartera castigada disminuyó en un 36,7% su valor sigue siendo muy alto y costoso para la empresa.

En la actualidad Metalúrgica S.A cuenta con un área de Riesgo de crédito y cobranzas, conformado por 30 funcionarios, liderándolo el Director de Riesgo y Crédito, le siguen dos coordinadores uno para Riesgo y otro para Cobranza, estas tres personas son las encargadas de realizar la asignación de cupos a los clientes para su posterior uso en los productos de Acero que ofrece la compañía, a su vez cuenta con 27 analistas, 6 de riesgo y 21 de cobranza quienes se ocupan de realizar el cobro de las facturas que se encuentran vencidas a partir del primer día de mora.

El 97% de las ventas que realiza la compañía son a crédito, cuando se inicia el proceso de otorgamiento de crédito la información solicitada al cliente sería la IIFF financiera del año anterior, cámara de comercio actualizada, certificación bancaria, autorización consulta centrales de riesgo, entre otros. Para determinar el monto del cupo que se otorgara se tienen en cuenta variables como Ebitda, nivel de endeudamiento, nivel patrimonial, rotaciones de liquidez; dicha información financiera se deposita en un *scoring* de crédito a través de Excel y éste nos determina la calificación crediticia (A, excelentes; B, buenos; C, riesgosos, D, no sujeto de crédito), sin embargo, es el analista de riesgo quien determina a través de las diferentes herramientas, análisis y experiencia el cupo a otorgar.

El sistema utilizado para el otorgamiento y gestión del crédito es el método tradicional, basado en las cinco “C”, hoy no cuentan con ningún tipo de herramienta que les permita determinar el incumplimiento de los clientes, se apoyan en el conocimiento que tenga el analista de cobranza con base en la gestión que realiza día a día, de esta misma manera se observa como es el comportamiento de pago que posee cada cliente.

La compañía hoy posee una cartera mensual aproximada de 180 mil millones de pesos y una rotación de la misma cada 52 días, pero se desconoce la probabilidad que un cliente incumpla con los compromisos de pago o servicio de la deuda adquirida. No categoriza a sus clientes según su comportamiento de pago, tampoco tiene políticas de aprovisionamiento, las realizan según la cartera que tengan vencida cada mes.

Fortalezas:

Vemos un sistema de crédito tradicional muy sólido, La estructura es clara y el otorgamiento de crédito está basado en el método tradicional

Debilidades:

Vemos que la organización no cuenta con un sistema estocástico para la definición de probabilidades de incumplimiento de los clientes.

El conocimiento de los clientes está basado en la experiencia del analista de cobranza, pero no con cálculos exactos que permitan cuantificar y cualificar el incumplimiento asociado al no pago de los mismos.

Amenazas:

Se observa que al no contar con una medición exacta de las probabilidades de incumplimiento la organización expone su capital y liquidez en riesgo. Obligando a recurrir a un nivel de endeudamiento más alto para suplir el capital originado en el incumplimiento con altos costos por intereses que se le deben pagar al prestamista.

Oportunidades:

La organización está en el momento oportuno para iniciar una estrategia y metodología de cálculo de probabilidades de incumplimiento, así se analizan nuevamente las políticas de otorgamiento de crédito y estrategias puntuales para minimizar el impacto en la pérdida neta del periodo que pueda generar el no pago oportuno.

Consideramos acá una necesidad urgente y por ello el presente trabajo de grado se enfoca en la aplicación de un modelo estocástico que permita analizar las probabilidades de incumplimiento para luego calcular el VAR de la cartera de la empresa Metalúrgica, posterior a ello validar las políticas y normas con base en el análisis del modelo estocástico.

MEDICIÓN DEL RIESGO CREDITICIO

Para la medición del riesgo crediticio en la Cia. se utilizara el método Credimetrics, que permitirá valorar las pérdidas ocasionadas por el incumplimiento causados por los cambios en la cartera usando los siguientes pasos:

1. Analizar la cartera de la empresa y definir categorías
2. Calificar la cartera de la empresa metalúrgica
3. Definir Matriz de transición
4. Correr el modelo CrediMetrics™ por medio del software @Risk.

1. Analizar y calificar la cartera de la empresa metalúrgica

Se toma una muestra de 412 clientes. Los períodos analizados serán desde enero de 2011 a Diciembre de 2013, teniendo en cuenta el comportamiento mensual de pagos y el saldo de su respectiva cartera al final del último periodo. En la Tabla 6 se puede apreciar lo mencionado anteriormente.

La empresa metalúrgica otorga los créditos para que sus pagos sean realizados en un plazo de treinta días a partir del despacho y posterior entrega de la mercancía. Esta situación no la cumplen todos sus acreedores por lo que la cartera de la empresa ha venido teniendo una rotación cada vez más alta. Claro ejemplo de ello se puede notar en la Tabla 6 donde el cliente 1 en enero de 2011 realiza su pago a los 51 días, teniendo una rotación muy variable durante el periodo comparado, lo que le implica a la compañía tener que hacer uso de su capital o financiarse con terceros para poder sostener dicha deuda; así se encuentran muchos otros clientes.

Tabla 6. Comportamiento mensual de pagos

| Nit | Cliente | 2011 | | | | | | | | | | | | 2012 | | | | | | | | | | | | 2013 | | | | | | | | | | | | Valor de la Cartera | | |
|-------------|------------------------------|------|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|------|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|------|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|---------------------|------------|-----------|
| | | ene | feb | mar | abr | may | jun | jul | ago | sep | oct | nov | dic | ene | feb | mar | abr | may | jun | jul | ago | sep | oct | nov | dic | ene | feb | mar | abr | may | jun | jul | ago | sep | oct | nov | dic | | | |
| 800150887-8 | Jaime Alberto | 52 | 54 | 33 | 32 | 13 | 46 | 65 | 32 | 35 | 43 | 24 | 54 | 52 | 54 | 33 | 32 | 13 | 46 | 65 | 32 | 35 | 43 | 24 | 54 | 46 | 51 | 14 | 23 | 45 | 46 | 51 | 14 | 23 | 45 | 64 | 66 | \$ | 1.554.829 | |
| 800151517-5 | Bianca Adriana | 33 | 55 | 32 | 54 | 43 | 32 | 64 | 35 | 43 | 65 | 23 | 43 | 33 | 55 | 32 | 54 | 43 | 32 | 64 | 35 | 43 | 65 | 23 | 43 | 45 | 47 | 57 | 42 | 67 | 44 | 67 | 75 | 43 | 33 | 57 | 24 | \$ | 1.639.582 | |
| 800152585-7 | César Gaviria | 98 | 79 | 98 | 79 | 89 | 98 | 79 | 89 | 76 | 88 | 73 | 85 | 87 | 98 | 79 | 98 | 43 | 43 | 98 | 79 | 89 | 76 | 88 | 73 | 85 | 82 | 98 | 79 | 89 | 76 | 88 | 73 | 85 | 82 | 87 | 98 | 79 | \$ | 3.387.459 |
| 800151021-1 | Alfredo Gaitan | 32 | 54 | 43 | 32 | 64 | 32 | 54 | 43 | 32 | 64 | 35 | 43 | 38 | 58 | 46 | 51 | 14 | 23 | 45 | 64 | 66 | 43 | 43 | 33 | 52 | 54 | 33 | 32 | 13 | 46 | 65 | 32 | 35 | 43 | 24 | 54 | \$ | 3.498.568 | |
| 800156815-8 | Armanda | 64 | 66 | 43 | 43 | 33 | 64 | 66 | 43 | 43 | 33 | 54 | 32 | 43 | 75 | 55 | 57 | 22 | 38 | 58 | 46 | 51 | 32 | 35 | 43 | 33 | 55 | 32 | 54 | 43 | 32 | 64 | 35 | 43 | 65 | 23 | 43 | \$ | 3.687.704 | |
| 800155567-6 | Carlos Alejandro | 46 | 51 | 14 | 23 | 45 | 46 | 51 | 14 | 23 | 45 | 64 | 66 | 33 | 32 | 13 | 46 | 98 | 79 | 89 | 76 | 98 | 79 | 89 | 76 | 73 | 85 | 82 | 87 | 98 | 79 | 98 | 87 | 98 | 79 | 98 | 24 | \$ | 3.709.660 | |
| 800157052-5 | Carlos Enrique | 45 | 47 | 57 | 42 | 67 | 44 | 67 | 75 | 43 | 33 | 57 | 24 | 32 | 54 | 43 | 32 | 64 | 32 | 54 | 43 | 32 | 64 | 35 | 43 | 38 | 58 | 46 | 51 | 14 | 23 | 45 | 64 | 66 | 43 | 33 | \$ | 3.894.530 | | |
| 800150280-0 | Juan David | 11 | 13 | 11 | 12 | 13 | 14 | 10 | 9 | 9 | 11 | 11 | 10 | 10 | 13 | 11 | 10 | 9 | 10 | 10 | 11 | 11 | 13 | 9 | 9 | 9 | 11 | 11 | 13 | 13 | 15 | 15 | 12 | 12 | 10 | 10 | 9 | \$ | 4.096.734 | |
| 800155515-6 | Jorge Luis | 52 | 54 | 33 | 32 | 13 | 46 | 65 | 32 | 35 | 43 | 24 | 54 | 45 | 47 | 57 | 42 | 67 | 44 | 67 | 75 | 43 | 33 | 57 | 24 | 33 | 32 | 13 | 46 | 65 | 33 | 32 | 13 | 46 | 65 | 32 | 35 | \$ | 4.369.457 | |
| 800168765-5 | Edgar Orlando | 33 | 55 | 32 | 54 | 43 | 32 | 64 | 35 | 43 | 65 | 23 | 43 | 67 | 75 | 35 | 77 | 35 | 43 | 75 | 55 | 77 | 22 | 54 | 52 | 33 | 32 | 13 | 46 | 65 | 33 | 32 | 13 | 46 | 65 | 32 | 35 | \$ | 2.243.850 | |
| 800171572-1 | Juliana Galvis | 23 | 75 | 35 | 77 | 35 | 43 | 75 | 55 | 57 | 22 | 54 | 52 | 67 | 75 | 35 | 77 | 35 | 46 | 75 | 35 | 77 | 35 | 43 | 75 | 57 | 22 | 54 | 52 | 65 | 67 | 75 | 35 | 77 | 35 | 35 | 43 | \$ | 4.770.974 | |
| 800159998-0 | Luis Fernando | 38 | 58 | 46 | 51 | 14 | 23 | 45 | 64 | 66 | 43 | 43 | 33 | 33 | 55 | 32 | 54 | 43 | 32 | 64 | 35 | 43 | 65 | 23 | 43 | 64 | 66 | 43 | 43 | 33 | 64 | 66 | 43 | 43 | 33 | 54 | 32 | \$ | 4.997.148 | |
| 800178158-8 | Consuelo Perdomo | 43 | 75 | 55 | 57 | 22 | 38 | 58 | 46 | 51 | 32 | 35 | 43 | 23 | 45 | 64 | 66 | 43 | 43 | 33 | 54 | 32 | 53 | 53 | 24 | 46 | 51 | 14 | 23 | 45 | 46 | 51 | 14 | 23 | 45 | 64 | 66 | \$ | 5.023.838 | |
| 800182281-5 | Fernando Cortes | 33 | 32 | 13 | 46 | 65 | 33 | 32 | 13 | 46 | 65 | 32 | 35 | 38 | 58 | 46 | 51 | 14 | 23 | 45 | 64 | 66 | 43 | 43 | 33 | 45 | 47 | 57 | 42 | 67 | 44 | 67 | 75 | 43 | 33 | 57 | 24 | \$ | 7.785.705 | |
| 800257590-9 | Abel Guillermo | 32 | 54 | 43 | 32 | 64 | 32 | 54 | 43 | 32 | 64 | 35 | 43 | 43 | 75 | 55 | 57 | 22 | 38 | 58 | 46 | 51 | 32 | 35 | 43 | 67 | 75 | 35 | 77 | 35 | 43 | 75 | 55 | 57 | 22 | 54 | 52 | \$ | 2.678.551 | |
| 900116189-7 | Ignacio José del Cj Valentin | 64 | 66 | 43 | 43 | 33 | 64 | 66 | 43 | 43 | 33 | 54 | 32 | 45 | 47 | 57 | 42 | 67 | 44 | 67 | 75 | 43 | 33 | 57 | 24 | 52 | 54 | 33 | 32 | 13 | 46 | 65 | 32 | 35 | 43 | 24 | 54 | \$ | 5.523.734 | |
| 900505085-6 | Ana María | 46 | 51 | 14 | 23 | 45 | 46 | 51 | 14 | 23 | 45 | 64 | 66 | 67 | 75 | 35 | 77 | 35 | 43 | 75 | 55 | 57 | 22 | 54 | 52 | 33 | 55 | 32 | 54 | 43 | 32 | 64 | 35 | 43 | 65 | 23 | 43 | \$ | 2.845.183 | |
| 900522559-8 | María Teresa | 45 | 47 | 57 | 42 | 67 | 44 | 67 | 75 | 43 | 33 | 57 | 24 | 52 | 54 | 33 | 32 | 13 | 46 | 65 | 32 | 35 | 43 | 24 | 54 | 23 | 45 | 64 | 66 | 43 | 43 | 33 | 54 | 32 | 53 | 53 | 24 | \$ | 2.928.499 | |
| 900520585-7 | Ernesto | 87 | 79 | 89 | 98 | 79 | 89 | 76 | 88 | 73 | 87 | 79 | 89 | 79 | 89 | 76 | 88 | 87 | 79 | 89 | 98 | 79 | 89 | 76 | 88 | 87 | 79 | 89 | 51 | 14 | 23 | 45 | 64 | 66 | 43 | 43 | 33 | \$ | 6.023.631 | |
| 900655607-0 | Claudia Patricia | 52 | 54 | 33 | 32 | 13 | 46 | 65 | 32 | 35 | 43 | 24 | 54 | 45 | 47 | 57 | 42 | 67 | 44 | 67 | 75 | 43 | 33 | 57 | 24 | 33 | 32 | 13 | 46 | 65 | 33 | 32 | 13 | 46 | 65 | 32 | 35 | \$ | 6.190.263 | |
| 860002155-8 | Pedro Moises | 33 | 55 | 32 | 54 | 43 | 32 | 64 | 35 | 43 | 65 | 23 | 43 | 67 | 75 | 35 | 77 | 35 | 43 | 75 | 55 | 57 | 22 | 54 | 52 | 32 | 54 | 43 | 32 | 64 | 32 | 54 | 43 | 32 | 64 | 35 | 43 | \$ | 6.356.895 | |
| 860020582-5 | Leonardo Zsnabria | 23 | 45 | 64 | 66 | 43 | 43 | 33 | 54 | 32 | 53 | 53 | 24 | 52 | 54 | 33 | 32 | 13 | 46 | 65 | 32 | 35 | 43 | 24 | 54 | 64 | 66 | 43 | 43 | 33 | 64 | 66 | 43 | 43 | 33 | 54 | 32 | \$ | 3.261.763 | |
| 899999059-1 | Juan Carlos | 33 | 32 | 13 | 46 | 65 | 33 | 32 | 13 | 46 | 65 | 32 | 35 | 33 | 55 | 32 | 54 | 43 | 32 | 64 | 35 | 43 | 65 | 23 | 43 | 46 | 51 | 14 | 23 | 45 | 46 | 51 | 14 | 23 | 45 | 64 | 66 | \$ | 6.690.159 | |
| 860010975-5 | Octavio | 87 | 79 | 89 | 98 | 79 | 89 | 76 | 87 | 79 | 89 | 98 | 79 | 76 | 88 | 87 | 79 | 89 | 98 | 79 | 89 | 76 | 88 | 73 | 87 | 89 | 47 | 57 | 42 | 67 | 44 | 67 | 75 | 43 | 33 | 57 | 24 | \$ | 6.856.791 | |
| 860006559-6 | Jorge Enrique de Jesús | 64 | 66 | 43 | 43 | 33 | 64 | 66 | 43 | 43 | 33 | 54 | 32 | 38 | 58 | 46 | 51 | 14 | 23 | 45 | 64 | 66 | 43 | 43 | 33 | 67 | 75 | 35 | 77 | 35 | 43 | 75 | 55 | 57 | 22 | 54 | 52 | \$ | 10.535.134 | |

En la Tabla 7 muestra cuáles serán las categorías con las que se clasificó la clientela. Categoría A será para aquellos clientes que realizan sus pagos entre 1 y 15 días después del plazo pactado para su respectivo desembolso, que es de 30 días. De igual modo se harán con las demás categorizaciones.

Tabla 7. Categorías de Clasificación

| Categoría | | |
|-----------|----|-------------|
| A | 1 | 15 |
| B | 16 | 30 |
| BB | 31 | 40 |
| C | 41 | 55 |
| D | 55 | En Adelante |

2. Calificar la cartera de la empresa metalúrgica

Después de definir las categorías con las cuales se calificara la cartera el paso a seguir fue tomar la rotación de esta y hacer un promedio anual de su pertinente comportamiento. En la Tabla 8 se puede contemplar un ejemplo de cómo es dicho procedimiento. Las columnas de color rosado es el promedio anual, y la columna de color lila es el promedio acumulativo, cabe concluir que con este resultado fue que se asignó dicha calificación teniendo en cuenta las categorías de la Tabla 7 (categorías de clasificación).

Tabla 8. Calificación de la Cartera

| NIT | Cliente | 2011 | | | | | | | | | | | | 2012 | | | | | | | | | | | | 2013 | | | | | | | | | | | | PROMEDIO PA | CALIFICACION | | | |
|-------------|---------------------------|------|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|------|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|------|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-------------|--------------|----------|----|----|
| | | ene | feb | mar | abr | may | jun | jul | ago | sep | oct | nov | dic | ene | feb | mar | abr | may | jun | jul | ago | sep | oct | nov | dic | ene | feb | mar | abr | may | jun | jul | ago | sep | oct | nov | dic | | | promedio | | |
| 850015892-5 | Germán Antonio Tarantino | 33 | 32 | 13 | 46 | 65 | 33 | 32 | 13 | 46 | 65 | 32 | 35 | 37 | 33 | 32 | 13 | 46 | 65 | 33 | 32 | 13 | 46 | 65 | 32 | 35 | 37 | 33 | 55 | 32 | 54 | 43 | 32 | 64 | 35 | 43 | 65 | 23 | 43 | 44 | 39 | BB |
| 905069294-1 | PAULA ANDREA FLORI | 14 | 22 | 14 | 22 | 19 | 15 | 30 | 19 | 25 | 15 | 16 | 22 | 19 | 22 | 22 | 15 | 22 | 30 | 25 | 15 | 16 | 22 | 12 | 30 | 15 | 21 | 13 | 19 | 14 | 46 | 21 | 16 | 22 | 23 | 22 | 13 | 16 | 62 | 25 | 21 | B |
| 900628950-6 | Boris Iván | 45 | 47 | 57 | 42 | 67 | 44 | 67 | 75 | 43 | 33 | 57 | 24 | 50 | 52 | 54 | 33 | 32 | 13 | 46 | 65 | 32 | 35 | 43 | 24 | 54 | 40 | 46 | 51 | 14 | 23 | 45 | 46 | 51 | 14 | 23 | 45 | 64 | 66 | 41 | 43 | C |
| 800025702-8 | John de Jesús de Praga | 33 | 55 | 32 | 54 | 43 | 32 | 64 | 35 | 43 | 65 | 23 | 43 | 44 | 52 | 54 | 33 | 32 | 13 | 46 | 65 | 32 | 35 | 43 | 24 | 54 | 40 | 33 | 32 | 13 | 46 | 65 | 33 | 32 | 13 | 46 | 65 | 32 | 35 | 37 | 40 | BB |
| 890927055-9 | Jorge Alberto | 52 | 54 | 33 | 98 | 79 | 89 | 98 | 79 | 89 | 76 | 88 | 73 | 76 | 82 | 87 | 98 | 79 | 98 | 43 | 98 | 79 | 89 | 76 | 88 | 98 | 85 | 89 | 76 | 88 | 73 | 85 | 82 | 87 | 98 | 79 | 98 | 23 | 43 | 77 | 79 | D |
| 908046896-5 | JUAN CAMILO MUSICA | 18 | 25 | 18 | 25 | 15 | 22 | 16 | 16 | 27 | 22 | 14 | 25 | 20 | 25 | 25 | 22 | 25 | 30 | 25 | 22 | 12 | 23 | 14 | 15 | 22 | 22 | 19 | 15 | 23 | 25 | 13 | 25 | 23 | 25 | 25 | 19 | 12 | 25 | 21 | 20 | B |
| 860025515-1 | Iván Cepeda Lopez | 67 | 75 | 35 | 77 | 35 | 43 | 75 | 55 | 57 | 22 | 54 | 52 | 54 | 45 | 47 | 57 | 42 | 67 | 44 | 67 | 75 | 43 | 33 | 57 | 24 | 50 | 52 | 54 | 33 | 32 | 13 | 46 | 65 | 32 | 35 | 43 | 24 | 54 | 40 | 48 | C |
| 805050906-4 | INALAM METAL | 10 | 15 | 9 | 9 | 11 | 12 | 13 | 10 | 9 | 12 | 11 | 11 | 12 | 10 | 10 | 9 | 9 | 11 | 12 | 11 | 9 | 12 | 11 | 9 | 10 | 9 | 10 | 11 | 12 | 12 | 10 | 10 | 9 | 9 | 11 | 11 | 13 | 11 | 11 | A | |
| 860058608-5 | Giovanny Oswaldo | 67 | 75 | 35 | 77 | 35 | 43 | 75 | 55 | 57 | 22 | 54 | 52 | 54 | 33 | 55 | 32 | 54 | 43 | 32 | 64 | 35 | 43 | 65 | 23 | 43 | 44 | 45 | 47 | 57 | 42 | 67 | 44 | 67 | 75 | 43 | 33 | 57 | 24 | 50 | 49 | C |
| 860065915-9 | Candido | 9 | 9 | 11 | 12 | 10 | 9 | 12 | 14 | 14 | 15 | 13 | 11 | 12 | 11 | 13 | 14 | 10 | 9 | 12 | 13 | 14 | 9 | 11 | 12 | 9 | 11 | 9 | 10 | 9 | 12 | 11 | 12 | 13 | 13 | 14 | 11 | 11 | 13 | 12 | 12 | A |
| 860072589-5 | Leopoldo Lopez | 52 | 54 | 33 | 32 | 13 | 46 | 65 | 32 | 35 | 43 | 24 | 54 | 40 | 23 | 45 | 64 | 66 | 43 | 43 | 33 | 54 | 32 | 53 | 53 | 24 | 44 | 67 | 75 | 35 | 77 | 35 | 43 | 75 | 55 | 57 | 22 | 54 | 52 | 54 | 46 | C |
| 860029596-8 | Felipe Cesar | 46 | 51 | 14 | 23 | 45 | 46 | 51 | 14 | 23 | 45 | 64 | 66 | 41 | 64 | 66 | 43 | 43 | 33 | 64 | 66 | 43 | 43 | 33 | 54 | 32 | 49 | 45 | 47 | 57 | 42 | 67 | 44 | 67 | 75 | 43 | 33 | 57 | 24 | 50 | 46 | C |
| 830913495-1 | JURADO ARENAS | 25 | 21 | 25 | 17 | 21 | 30 | 14 | 22 | 24 | 23 | 19 | 14 | 21 | 19 | 22 | 17 | 65 | 36 | 22 | 16 | 33 | 24 | 18 | 19 | 16 | 26 | 45 | 23 | 16 | 23 | 30 | 42 | 38 | 35 | 29 | 35 | 48 | 25 | 32 | 26 | B |
| 908055743-8 | PATRIC SAMORANO | 29 | 23 | 20 | 16 | 25 | 30 | 14 | 33 | 28 | 30 | 10 | 16 | 23 | 28 | 16 | 30 | 31 | 35 | 27 | 30 | 18 | 25 | 27 | 25 | 30 | 27 | 22 | 25 | 18 | 15 | 18 | 16 | 23 | 16 | 16 | 22 | 18 | 23 | 19 | 23 | B |
| 860052550-5 | Marta Liliam | 64 | 66 | 43 | 43 | 33 | 64 | 66 | 43 | 43 | 33 | 54 | 32 | 49 | 32 | 54 | 43 | 32 | 64 | 32 | 54 | 43 | 32 | 64 | 35 | 43 | 44 | 46 | 51 | 14 | 23 | 45 | 46 | 51 | 14 | 23 | 45 | 64 | 66 | 41 | 44 | C |
| 901058756-6 | PERT SAMY | 30 | 24 | 19 | 26 | 30 | 16 | 18 | 25 | 19 | 16 | 21 | 12 | 21 | 28 | 12 | 16 | 19 | 25 | 19 | 16 | 21 | 26 | 28 | 30 | 16 | 21 | 26 | 30 | 22 | 16 | 26 | 12 | 23 | 12 | 22 | 25 | 21 | 19 | 21 | 21 | B |
| 860055186-6 | Gian Piero Celia | 67 | 75 | 43 | 32 | 64 | 67 | 75 | 89 | 78 | 64 | 87 | 98 | 70 | 89 | 98 | 78 | 78 | 65 | 78 | 87 | 77 | 98 | 98 | 87 | 87 | 85 | 98 | 79 | 89 | 76 | 88 | 73 | 85 | 82 | 87 | 98 | 79 | 98 | 86 | 80 | D |
| 830513274-0 | INGENIERIA JOS & TD | 27 | 19 | 25 | 14 | 19 | 26 | 15 | 23 | 23 | 21 | 18 | 21 | 21 | 27 | 23 | 14 | 36 | 49 | 23 | 13 | 21 | 25 | 19 | 17 | 13 | 23 | 45 | 19 | 32 | 24 | 21 | 10 | 12 | 22 | 30 | 35 | 50 | 30 | 28 | 23 | B |
| 890926285-1 | Héctor Felipe | 33 | 32 | 13 | 46 | 65 | 33 | 32 | 13 | 46 | 65 | 32 | 35 | 37 | 43 | 75 | 55 | 57 | 22 | 38 | 58 | 46 | 51 | 32 | 35 | 43 | 46 | 32 | 54 | 43 | 32 | 64 | 32 | 54 | 43 | 32 | 64 | 35 | 43 | 44 | 42 | C |
| 900852096-3 | CARLOS ANDRES | 15 | 17 | 21 | 25 | 19 | 25 | 17 | 24 | 20 | 15 | 10 | 14 | 19 | 28 | 14 | 12 | 18 | 25 | 19 | 25 | 18 | 33 | 29 | 16 | 26 | 22 | 23 | 16 | 21 | 16 | 22 | 14 | 23 | 14 | 22 | 30 | 32 | 17 | 21 | 20 | B |
| 860006797-9 | Juan Pablo | 33 | 32 | 13 | 46 | 65 | 33 | 32 | 13 | 46 | 65 | 32 | 35 | 37 | 38 | 58 | 46 | 51 | 14 | 23 | 45 | 64 | 66 | 43 | 43 | 33 | 44 | 33 | 32 | 13 | 46 | 65 | 33 | 32 | 13 | 46 | 65 | 32 | 35 | 37 | 39 | BB |
| 900653565-9 | SIMARRO ASOC. SAS | 13 | 19 | 24 | 18 | 12 | 20 | 27 | 33 | 35 | 30 | 26 | 20 | 23 | 28 | 18 | 14 | 20 | 28 | 21 | 30 | 22 | 17 | 30 | 12 | 21 | 22 | 23 | 12 | 18 | 22 | 29 | 18 | 23 | 18 | 22 | 32 | 25 | 22 | 22 | B | |
| 860025971-5 | Gregorio Alberto de Jesús | 43 | 75 | 55 | 57 | 22 | 38 | 58 | 46 | 51 | 32 | 35 | 43 | 46 | 23 | 45 | 64 | 66 | 43 | 43 | 33 | 54 | 32 | 53 | 53 | 24 | 44 | 33 | 55 | 32 | 54 | 43 | 32 | 64 | 35 | 43 | 65 | 23 | 43 | 44 | 44 | C |
| 860501558-6 | Andrés Fernando | 98 | 79 | 89 | 76 | 88 | 73 | 85 | 82 | 87 | 98 | 79 | 98 | 86 | 87 | 98 | 79 | 98 | 88 | 73 | 85 | 82 | 87 | 98 | 79 | 98 | 88 | 85 | 82 | 87 | 98 | 79 | 98 | 82 | 87 | 98 | 79 | 98 | 54 | 86 | 86 | D |
| 900552550-5 | Ramiro | 38 | 58 | 46 | 51 | 14 | 23 | 45 | 64 | 66 | 43 | 43 | 33 | 44 | 33 | 55 | 32 | 54 | 43 | 32 | 64 | 35 | 43 | 65 | 23 | 43 | 44 | 52 | 54 | 33 | 32 | 13 | 46 | 65 | 32 | 35 | 43 | 24 | 54 | 40 | 42 | C |
| 900508557-0 | Francisco | 15 | 14 | 13 | 13 | 13 | 11 | 11 | 14 | 12 | 11 | 10 | 9 | 12 | 9 | 9 | 9 | 10 | 10 | 10 | 12 | 12 | 12 | 10 | 10 | 11 | 10 | 11 | 11 | 11 | 14 | 14 | 11 | 11 | 14 | 12 | 10 | 10 | 12 | 12 | 11 | A |
| 837814630-4 | AMERICA RIA SAS | 16 | 17 | 24 | 15 | 17 | 25 | 16 | 22 | 15 | 18 | 13 | 19 | 18 | 41 | 24 | 15 | 49 | 40 | 24 | 12 | 19 | 26 | 21 | 13 | 33 | 26 | 45 | 17 | 31 | 25 | 19 | 18 | 18 | 33 | 27 | 22 | 65 | 16 | 28 | 24 | B |
| 900115556-8 | Juan Manuel | 33 | 55 | 32 | 54 | 43 | 32 | 64 | 35 | 43 | 65 | 23 | 43 | 44 | 67 | 75 | 35 | 77 | 35 | 43 | 75 | 55 | 57 | 22 | 54 | 52 | 54 | 45 | 47 | 57 | 42 | 67 | 44 | 67 | 75 | 43 | 33 | 57 | 24 | 50 | 49 | C |

A continuación se muestra en la Tabla 9 cuantos clientes quedaron ubicados en cada una de las categorías correspondientes.

Tabla 9 Total Clientes por Categoría

| Categoría | Cientes acumulados por categoría |
|--------------|----------------------------------|
| A | 37 |
| B | 249 |
| BB | 16 |
| C | 98 |
| D | 12 |
| TOTAL | 412 |

3. Definir Matriz de transición

Para elaborar la matriz de transición, debemos haber dejado claro el análisis del comportamiento de la cartera y su respectiva calificación, de esta manera se procederá a realizar la matriz por medio de una tabla dinámica donde compararemos el rango inicial versus el rango final. Esto servirá exactamente para poder determinar cuál fue la posición en la que inicio y finalizo la cartera.

Tabla 10 Matriz de transición

| Cuenta de Rango Inicial | Etiquetas de columna | | | | | Total general |
|-------------------------|----------------------|---------------|---------------|---------------|--------------|----------------|
| | A | B | BB | C | D | |
| Etiquetas de fila | | | | | | |
| A | 15,91% | 63,64% | 9,09% | 6,82% | 4,55% | 100,00% |
| B | 16,58% | 58,29% | 16,08% | 4,02% | 5,03% | 100,00% |
| BB | 1,49% | 40,30% | 20,90% | 31,34% | 5,97% | 100,00% |
| C | 8,06% | 29,03% | 17,74% | 35,48% | 9,68% | 100,00% |
| D | 0,00% | 20,00% | 25,00% | 37,50% | 17,50% | 100,00% |
| Total general | 11,17% | 47,82% | 17,23% | 16,75% | 7,04% | 100,00% |

De acuerdo a la Tabla 10, la diagonal formada con el color amarillo es el porcentaje de los clientes que iniciaron y permanecieron en dicha categoría. Ejemplo el 58,29% de la cartera ubicada en la posición **B** inicio y se sostuvo en dicho lugar de acuerdo con el análisis

realizado en este tiempo. Habría que decir también, los porcentajes encontrados por encima o hacia la derecha de la diagonal amarilla son aquellas migraciones o cambios de posición que tuvo las diferentes categorías. Por debajo de la diagonal o hacia la izquierda son las recuperaciones, es decir, el 16,58% de la posición **B** se logró recuperar o recaudar. Hemos dejado para el final aclarar, la categoría **A** también posee un color lila, que indica el estado ideal en el cual debería permanecer el acreedor, porque estos son los clientes que permanecen prácticamente al día y no van a afectar mi flujo de caja.

Concluyendo, las probabilidades de incumplimiento partiendo de la matriz de transición son las expresadas en la tabla 11. Las cuales se determinaron teniendo en cuenta el punto de incumplimiento a partir de la diagonal amarilla hacia la derecha (tabla 10) y su respectiva posición y/o permanencia.

Tabla 11 Probabilidades de Incumplimiento

| Probabilidades de incumplimiento | |
|----------------------------------|---------|
| A | 15,91% |
| B | 16,58% |
| BB | 41,79% |
| C | 54,84% |
| D | 100,00% |

4. Correr el modelo CrediMetrics™ por medio del software @Risk

El @Risk versión 6, es un programa que se ha elaborado para realizar análisis de operaciones económicas y situaciones financieras afectadas por el factor riesgo, siendo de gran utilidad en la toma de decisiones y a resolver circunstancias inciertas. Se trata de un sistema que se enlaza directamente con Microsoft Excel e incorpora una serie de funciones nuevas a las funciones que se encuentran normalmente en una hoja de cálculo del Excel, cada una de las cuales permite especificar un tipo de distribución diferente para los valores de una celda. Permitiendo incorporar tantas funciones probabilísticas sean necesarias y así especificar cualquier tipo de incertidumbre en los valores de la hoja de cálculo utilizada. (Palisade Corporation, 2013)

El @Risk realiza análisis de riesgo usando simulación Monte Carlo para mostrar numerosos resultados en una hoja de cálculo de Microsoft Excel e indica la probabilidad con que dichos resultados pueden ocurrir. Lo que significa que se puede considerar cual riesgo tomar y cual o cuales evitar. (Palisade Corporation, 2013)

Cabe aclarar que el @Risk funciona con datos estadísticos, por lo tanto se deben determinar cuáles serán las variables de entrada, el software internamente realiza dicho proceso estadístico para luego arrojarle las variables de salida.

La simulación del modelo inició de la siguiente manera:

4.2 Ingresar los datos necesarios para operar en el programa.

Para nuestro caso los datos son:

Cliente, Categoría, Nombre de la categoría, Valor de la cartera expuesta a incumplimiento. En la Tabla 12 deja claro lo mencionado anteriormente.

Tabla 12. Datos necesarios para operar en @Risk

| CLIENTE | CATEGORIA | NOMBRE DE LA CATEGORIA | PROB(DEF) | CARTERA EXPUESTA A INCUMPLIMIENTO |
|-------------|-----------|------------------------|-----------|-----------------------------------|
| 800150887-8 | BB | SUBNORMAL | 41,79% | \$ 1.554.829 |
| 800155157-5 | C | DODOSO | 54,84% | \$ 1.639.582 |
| 800152585-7 | D | IRRECUPERABLE | 100,00% | \$ 3.387.459 |
| 800151021-1 | C | DODOSO | 54,84% | \$ 3.498.568 |
| 800156815-8 | C | DODOSO | 54,84% | \$ 3.687.704 |
| 800155567-6 | D | IRRECUPERABLE | 100,00% | \$ 3.709.660 |
| 800157052-5 | C | DODOSO | 54,84% | \$ 3.894.530 |
| 800150280-0 | A | NORMAL | 15,91% | \$ 4.096.734 |

4.3 Escenarios, Variables de entrada y Salida

Los escenarios, en condiciones normales es donde voy a tener en cuenta las probabilidades de incumplimiento halladas cuando se realizó la matriz de transición, exactamente las expresadas en tabla 13.

Tanto los datos ingresados como los escenarios son utilizados para decidir las variables de entrada (color azul rey), y las de salida (color rojo), en la Tabla 13 se resumen y expresa mejor lo ya mencionado.

Tabla 13. Variables de entrada y Salida

| CATEGORIA | NOMBRE DE LA CATEGORIA | PROB(DEF) | CUENTOS POR CATEGORIA | CARTERA POR CATEGORIA | % CARTERA | % PERDIDA | PERDIDA TOTAL | % RECUPERACION |
|-----------|------------------------|-----------|-----------------------|-----------------------|-----------|-----------|----------------|----------------|
| A | NORMAL | 15,91% | 37 | 1.234.578.595 | 6,87% | 0,00% | 0,00 | PERT 50,00% |
| B | ESPECIAL | 16,58% | 249 | 14.552.512.307 | 80,98% | 0,00% | 0,00 | MIN 20% |
| BB | SUBNORMAL | 41,79% | 16 | 341.577.907 | 1,90% | 0,00% | 0,00 | MODE 55% |
| C | DODOSO | 54,84% | 98 | 1.714.204.520 | 9,54% | 50,00% | 857.102.259,82 | MAX 60% |
| D | IRRECUPERABLE | 100,00% | 12 | 126.700.736 | 0,71% | 50,00% | 63.350.368,14 | |
| TOTAL | | | 412 | 17.969.574.065 | 100,00% | | 920.452.627,96 | CONF LEVEL 84% |

| CLIENTE | CATEGORIA | NOMBRE DE LA CATEGORIA | PROB(DEF) | CARTERA EXPUESTA A INCUMPLIMIENTO | DEFAULT(1) or NO (0) | RECUPERACION CARTERA | % DE RECUPERACION DE CARTERA | PERDIDA | PERDIDA / CARTERA | CONTINGENCIA |
|-------------|-----------|------------------------|-----------|-----------------------------------|----------------------|----------------------|------------------------------|-------------|-------------------|---------------|
| | | | | | 110 | 920.452.628 | 13,35% | 920.452.628 | 5,12% | 920.452.628 |
| 800150887-8 | BB | SUBNORMAL | 41,79% | \$ 1.554.829 | 0 | 0 | 0,00% | 0 | | Gráfico @RISK |
| 800155157-5 | C | DODOSO | 54,84% | \$ 1.639.582 | 1 | 819.791 | 50,00% | 819.791 | | |
| 800152585-7 | D | IRRECUPERABLE | 100,00% | \$ 3.387.459 | 1 | 1.693.729 | 50,00% | 1.693.729 | | |
| 800151021-1 | C | DODOSO | 54,84% | \$ 3.498.568 | 1 | 1.749.284 | 50,00% | 1.749.284 | | |
| 800156815-8 | C | DODOSO | 54,84% | \$ 3.687.704 | 1 | 1.843.852 | 50,00% | 1.843.852 | | |
| 800155567-6 | D | IRRECUPERABLE | 100,00% | \$ 3.709.660 | 1 | 1.854.830 | 50,00% | 1.854.830 | | |
| 800157052-5 | C | DODOSO | 54,84% | \$ 3.894.530 | 1 | 1.947.265 | 50,00% | 1.947.265 | | |
| 800150280-0 | A | NORMAL | 15,91% | \$ 4.096.734 | 0 | 0 | 0,00% | 0 | | |
| 800155515-6 | C | DODOSO | 54,84% | \$ 4.369.457 | 1 | 2.184.728 | 50,00% | 2.184.728 | | |
| 800168765-5 | C | DODOSO | 54,84% | \$ 2.243.850 | 1 | 1.121.925 | 50,00% | 1.121.925 | | |

Entonces resulta que para el caso de la empresa metalúrgica lo que importa observar es que las variables de entrada y salida son;

% de recuperación el cual es elaborado insertando la función de distribución RiskPert toma los parámetros mínimos, más probables y máximo (tabla 14), especifica una distribución PERT con valores mínimos y máximos. El parámetro de forma se calcula a partir del valor más probable. Para la empresa metalúrgica el valor mínimo en la recuperación de cartera ha sido 20%, más probable el 55% y máximo 60%, información tomada por la entrevista realizada cuando se estaba elaborando el diagnóstico de la compañía.

Tabla 14. % de recuperación de cartera

| % RECUPERACION | |
|----------------|--------|
| PERT | 50,00% |
| MIN | 20% |
| MODE | 55% |
| MAX | 60% |

Default (1) o NO (0), este dato posee dos comportamientos, uno como variable de entrada utilizando la función de distribución “RiskBinomial (n, p), especifica una distribución binomial n número de intentos y p probabilidades de éxito en cada uno de ellos” (Palisade Corporation, 2013), este tipo de distribución solo me da las opciones de que esta en *default* o *no*. Y el segundo comportamiento es como variable de salida empleando la función RiskOutput que especifica la celda de salida de la simulación y a su vez la sumatoria de la distribución RiskBinomial. En la gráfica 6 la RiskBinomial se señala con la línea amarilla su comportamiento. Para la empresa metalúrgica como ejemplo se observa que el cliente ubicado en categoría BB no está en default.

Gráfica 6. Función RiskBinomial

| CATEGORIA | NOMBRE DE LA CATEGORIA | PROB(DEF) | CLIENTES POR CATEGORIA | CARTERA POR CATEGORIA | % CARTERA | % PERDIDA | PERDIDA TOTAL | % RECUPERACION |
|-----------|------------------------|-----------|------------------------|-----------------------|-----------|-----------|----------------|----------------|
| A | NORMAL | 15,91% | 37 | 1.234.578.595 | 6,87% | 0,00% | 0,00 | PERT 50,00% |
| B | ESPECIAL | 16,58% | 249 | 14.552.512.307 | 80,98% | 0,00% | 0,00 | MIN 20% |
| BB | SUBNORMAL | 41,79% | 16 | 341.577.907 | 1,90% | 0,00% | 0,00 | MODE 55% |
| C | DODOSO | 54,84% | 98 | 1.714.204.520 | 9,54% | 50,00% | 857.102.259,82 | MAX 60% |
| D | IRRECUPERABLE | 100,00% | 12 | 126.700.736 | 0,71% | 50,00% | 63.350.368,14 | |
| TOTAL | | | 412 | 17.969.574.065 | 100,00% | | 920.452.627,96 | CONF LEVEL |

| CLIENTE | CATEGORIA | NOMBRE DE LA CATEGORIA | PROB(DEF) | CARTERA EXPUESTA A INCUMPLIMIENTO | DEFAULT(1) o NO (0) | RECUPERACION CARTERA | % DE RECUPERACION DE CARTERA | PERDIDA | PERDIDA / CARTERA |
|-------------|-----------|------------------------|-----------|-----------------------------------|---------------------|----------------------|------------------------------|-------------|-------------------|
| | | | | | 110 | 920.452.628 | 13,35% | 920.452.628 | 5,12% |
| 800150887-8 | BB | SUBNORMAL | 41,79% | \$ 1.554.829 | 0 | 0 | 0,00% | 0 | Gr |
| 800155157-5 | C | DODOSO | 54,84% | \$ 1.639.582 | 1 | 819.791 | 50,00% | 819.791 | |
| 800152585-7 | D | IRRECUPERABLE | 100,00% | \$ 3.387.459 | 1 | 1.693.729 | 50,00% | 1.693.729 | |
| 800151021-1 | C | DODOSO | 54,84% | \$ 3.498.568 | 1 | 1.749.284 | 50,00% | 1.749.284 | |
| 800156815-8 | C | DODOSO | 54,84% | \$ 3.687.704 | 1 | 1.843.852 | 50,00% | 1.843.852 | |

A continuación la gráfica 7 la línea verde señala la función RiskOutput, en el estudio realizado sin haber iniciado la simulación la cartera que se encuentra en Default para la muestra tomada es de 110 clientes.

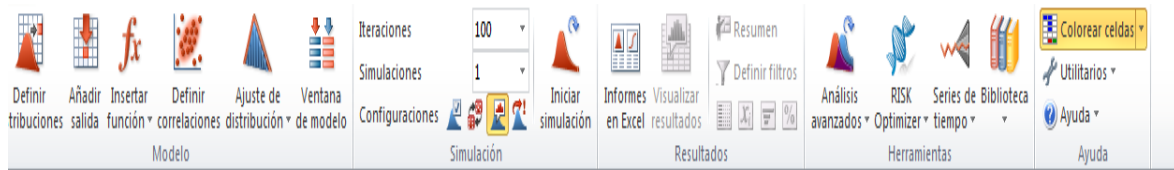
Gráfica 7. Función RiskOutput

| CATEGORIA | NOMBRE DE LA CATEGORIA | PROB(DEF) | CLIENTES POR CATEGORIA | CARTERA POR CATEGORIA | % CARTERA | % PERDIDA | PERDIDA TOTAL | % RECUPERA |
|-----------|------------------------|-----------|------------------------|-----------------------|-----------|-----------|----------------|------------|
| A | NORMAL | 15,91% | 37 | 1.234.578.595 | 6,37% | 0,00% | 0,00 | PERT |
| B | ESPECIAL | 16,58% | 249 | 14.552.512.307 | 80,98% | 0,00% | 0,00 | MIN |
| EB | SUBNORMAL | 41,79% | 16 | 341.577.907 | 1,90% | 0,00% | 0,00 | MODE |
| C | DODOSO | 54,84% | 98 | 1.714.204.520 | 9,54% | 50,00% | 857.102.259,82 | MAX |
| D | IRRECUPERABLE | 100,00% | 12 | 126.700.736 | 0,71% | 50,00% | 63.350.368,14 | |
| TOTAL | | | 412 | 17.969.574.065 | 100,00% | | 920.452.627,96 | |

| CLIENTE | CATEGORIA | NOMBRE DE LA CATEGORIA | PROB(DEF) | CARTERA EXPUESTA A INCUMPLIMIENTO | DEFAULT(1) o NO (0) | RECUPERACION CARTERA | % DE RECUPERACION DE CARTERA | PERDIDA |
|-------------|-----------|------------------------|-----------|-----------------------------------|---------------------|----------------------|------------------------------|-------------|
| | | | | | 110 | 920.452.628 | 13,35% | 920.452.628 |
| 800150887-8 | EB | SUBNORMAL | 41,79% | \$ 1.554.829 | 0 | 0 | 0,00% | 0 |
| 800155157-5 | C | DODOSO | 54,84% | \$ 1.639.582 | 1 | 819.791 | 50,00% | 819.791 |
| 800152585-7 | D | IRRECUPERABLE | 100,00% | \$ 3.387.459 | 1 | 1.693.729 | 50,00% | 1.693.729 |
| 800151021-1 | C | DODOSO | 54,84% | \$ 3.498.568 | 1 | 1.749.284 | 50,00% | 1.749.284 |
| 800156815-8 | C | DODOSO | 54,84% | \$ 3.687.704 | 1 | 1.843.852 | 50,00% | 1.843.852 |
| 800155567-6 | D | IRRECUPERABLE | 100,00% | \$ 3.709.660 | 1 | 1.854.830 | 50,00% | 1.854.830 |
| 800157052-5 | C | DODOSO | 54,84% | \$ 3.894.530 | 1 | 1.947.265 | 50,00% | 1.947.265 |

Pérdida es otro dato que posee una función de salida RiskOutput, tiene la misma funcionalidad explicada en el caso anterior, con la diferencia de que la sumatoria realizada es un cálculo matemático que resulta de tomar la celda de la cartera expuesta a incumplimiento multiplicada por la celda de Default y restándole la recuperación de cartera. En este momento se puede notar que la pérdida de la empresa es del 5,12% para un total en pesos de \$ 920.452.628, como aún no se ha realizado la simulación este valor también será la provisión o contingencia con la que debe contar la empresa. Gráfico 8.

Gráfica 8. Valor de la pérdida y contingencia



Iteraciones: 100
Simulaciones: 1

Definir tribuciones, Añadir salida, Insertar función, Definir correlaciones, Ajuste de distribución, Ventana de modelo

Configuraciones, Simulación, Iniciar simulación, Informes en Excel, Visualizar resultados, Resumen, Definir filtros

Análisis avanzados, RISK Optimizer, Series de tiempo, Biblioteca, Ayuda

Colorar celdas, Utilitarios

112 fx =RiskOutput("Perdida total")+SUMA(I13:I424)

| CATEGORIA | NOMBRE DE LA CATEGORIA | PROB(DEF) | CLIENTES POR CATEGORIA | CARTERA POR CATEGORIA | % CARTERA | % PERDIDA | PERDIDA TOTAL | % RECUPERACION |
|-----------|------------------------|-----------|------------------------|-----------------------|-----------|-----------|----------------|----------------|
| A | NORMAL | 15,91% | 37 | 1.234.578.595 | 6,87% | 0,00% | 0,00 | PERT 50,00% |
| B | ESPECIAL | 16,58% | 249 | 14.552.512.307 | 80,98% | 0,00% | 0,00 | MIN 20% |
| BB | SUBNORMAL | 41,79% | 16 | 341.577.907 | 1,90% | 0,00% | 0,00 | MODE 55% |
| C | DODOSO | 54,84% | 98 | 1.714.204.520 | 9,54% | 50,00% | 857.102.259,82 | MAX 60% |
| D | IRRECUPERABLE | 100,00% | 12 | 126.700.736 | 0,71% | 50,00% | 63.350.368,14 | |
| TOTAL | | | 412 | 17.969.574.065 | 100,00% | | 920.452.627,96 | CONF LEVEL 84% |

| CLIENTE | CATEGORIA | NOMBRE DE LA CATEGORIA | PROB(DEF) | CARTERA EXPUESTA A INCUMPLIMIENTO | DEFAULT(1) o NO (0) | RECUPERACION CARTERA | % DE RECUPERACION DE CARTERA | PERDIDA | PERDIDA / CARTERA | CONTINGENCIA |
|-------------|-----------|------------------------|-----------|-----------------------------------|---------------------|----------------------|------------------------------|-------------|-------------------|---------------|
| | | | | | 110 | 920.452.628 | 13,35% | 920.452.628 | 5,12% | 920.452.628 |
| 800150887-8 | BB | SUBNORMAL | 41,79% | \$ 1.554.829 | 0 | 0 | 0,00% | 0 | | Gráfico @RISK |
| 800155157-5 | C | DODOSO | 54,84% | \$ 1.639.582 | 1 | 819.791 | 50,00% | 819.791 | | |
| 800152585-7 | D | IRRECUPERABLE | 100,00% | \$ 3.387.459 | 1 | 1.693.729 | 50,00% | 1.693.729 | | |
| 800151021-1 | C | DODOSO | 54,84% | \$ 3.498.568 | 1 | 1.749.284 | 50,00% | 1.749.284 | | |
| 800156815-8 | C | DODOSO | 54,84% | \$ 3.687.704 | 1 | 1.843.852 | 50,00% | 1.843.852 | | |

Para poder realizar la simulación debo elaborar una tabla que contenga unos porcentajes con los que se diagnosticara el nivel de confiabilidad de los resultados arrojados. Estos niveles los hallo insertando la función estadística RiskPercentil, que es una medida estadística de posición no central y nos dice como está posicionado un valor respecto al total de la muestra. En este trabajo los percentiles utilizados servirán para conocer la provisión que se debe realizar a dicha cartera. El rango utilizado va desde el 80% al 99% de confianza. A su vez este nivel de confianza unido con la función RiskPercentil, y la pérdida total de la cartera, arrojará como resultado el monto total de la provisión a realizar por la compañía.

Todos los resultados arrojados por la simulación y análisis del riesgo de crédito se resumen en el gráfico 9, es decir, se tienen cinco categorías que conforman el 100% de la cartera. La categoría especial (B) es donde se encuentra la mayor concentración de la población con 249 clientes, \$14.552.512.307 siendo el 80,98% del total del portafolio. Le sigue la Dudosa (C) con 98 acreedores, \$1.714.204.520 formando el 9,54% de la misma. Por otra parte la categoría A (Normal) tiene 37 clientes con un porcentaje de participación en dicha cartera del 6,87% esto quiere decir que \$1.234.578.595 forman el portafolio. Posteriormente 16 clientes corresponden a la categoría BB con una mínima intervención de 1,90% que en dinero es \$341.577.907. Por último nos queda la Irrecuperable (D), donde solo 12 clientes hacen parte de la misma.

Gráfica 9. Resumen del análisis

| CATEGORIA | NOMBRE DE LA CATEGORIA | PROB(DEF) | CLIENTES POR CATEGORIA | CARTERA POR CATEGORIA | % CARTERA | % PERDIDA | PERDIDA TOTAL | % RECUPERACION |
|-----------|------------------------|-----------|------------------------|-----------------------|-----------|-----------|----------------|----------------|
| A | NORMAL | 15,91% | 37 | 1.234.578.595 | 6,87% | 0,00% | 0,00 | 50,00% |
| B | ESPECIAL | 16,58% | 249 | 14.552.512.307 | 80,98% | 0,00% | 0,00 | 20% |
| BB | SUBNORMAL | 41,79% | 16 | 341.577.907 | 1,90% | 0,00% | 0,00 | 55% |
| C | DODOSO | 54,84% | 98 | 1.714.204.520 | 9,54% | 50,00% | 857.102.259,82 | 60% |
| D | IRRECUPERABLE | 100,00% | 12 | 126.700.736 | 0,71% | 50,00% | 63.350.368,14 | |
| TOTAL | | | 412 | 17.969.574.065 | 100,00% | | 920.452.627,96 | CONF LEVEL 84% |

| CLIENTE | CATEGORIA | NOMBRE DE LA CATEGORIA | PROB(DEF) | CARTERA EXPUESTA A INCUMPLIMIENTO | DEFAULT(1) o NO (0) | RECUPERACION CARTERA | % DE RECUPERACION DE CARTERA | PERDIDA | PERDIDA / CARTERA | CONTINGENCIA |
|-------------|-----------|------------------------|-----------|-----------------------------------|---------------------|----------------------|------------------------------|-------------|-------------------|---------------|
| | | | | | 110 | 920.452.628 | 13,35% | 920.452.628 | 5,12% | 920.452.628 |
| 800150887-8 | BB | SUBNORMAL | 41,79% | 1.554.829 | 0 | 0 | 0,00% | 0 | | Gráfico @RISK |

4.4 Resultados y análisis de la simulación

Al realizar 3 simulaciones que contienen 5000 iteraciones y siguiendo todos los pasos explicados anteriormente obtenemos como resultado que para la muestra de 412 clientes,

una cartera expuesta a incumplimiento de \$ 17.969.574.065, y 110 acreedores que ya se encuentran en Default la provision que debe tener la empresa es de \$2.123.483.012 en un nivel de confianza del 84%, y un porcentaje de pérdida total en su cartera de 5,12%, de esta manera no se verá afectados sus estados financieros. Cabe aclarar que estos recursos deben ser provisionados o de lo contrario estarán obligados a endeudarse sea con proveedores, entidades financieras o inclusive los mismos socios. Paralelamente a este resultado el 50% del riesgo de crédito lo encontramos en la categoría C (Dudosa) con 98 clientes, una pérdida total de \$ 857.102.259,32 y el otro 50% en la categoría D con 12 clientes y una pérdida total de \$ 63.350.368,14.

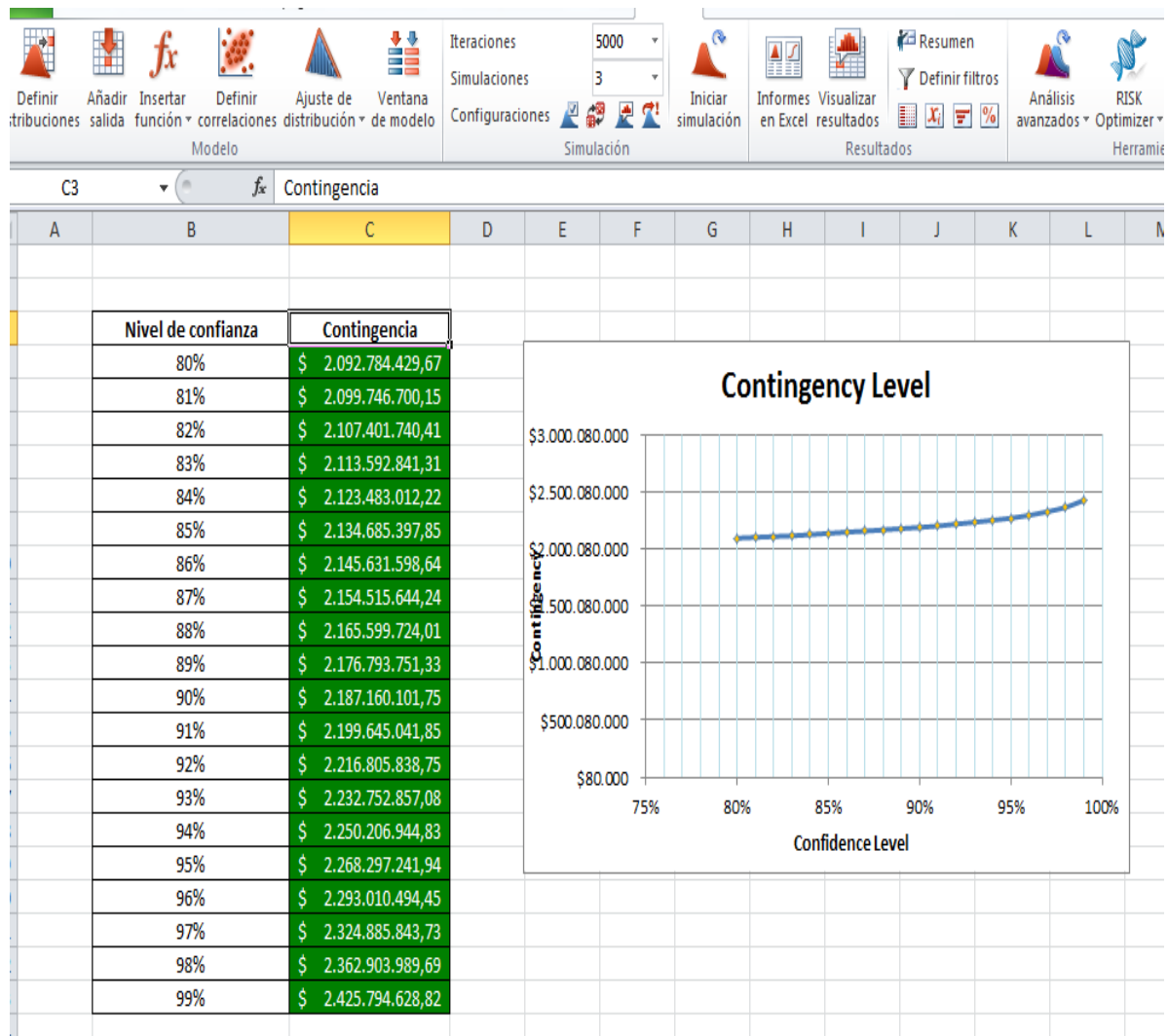
Todo el análisis expresado en este párrafo se resume en la gráfica 10.

Gráfica 10. Resultados y análisis de la simulación

| Microsoft Excel - @RISK | | | | | | | | | | | |
|-------------------------|-------------|------------------------|------------------------|------------------------|-----------------------------------|---------------------|----------------------|------------------------------|-------------|------------------|---------------|
| K15 | | | | | | | | | | | |
| | A | B | C | D | E | F | G | H | I | J | K |
| 1 | CATEGORIA | NOMBRE DE LA CATEGORIA | PROB(DEF) | CLIENTES POR CATEGORIA | CARTERA POR CATEGORIA | % CARTERA | % PERDIDA | PERDIDA TOTAL | | | |
| 2 | A | NORMAL | 15,91% | 37 | 1.234.578.595 | 6,87% | 0,00% | 0,00 | PERT | 50,00% | |
| 3 | B | ESPECIAL | 16,58% | 249 | 14.552.512.307 | 80,98% | 0,00% | 0,00 | MIN | 20% | |
| 4 | BB | SUBNORMAL | 41,79% | 16 | 341.577.907 | 1,90% | 0,00% | 0,00 | MODE | 55% | |
| 5 | C | DODOSO | 54,84% | 98 | 1.714.204.520 | 9,54% | 50,00% | 857.102.259,82 | MAX | 60% | |
| 6 | D | IRRECUPERABLE | 100,00% | 12 | 126.700.736 | 0,71% | 50,00% | 63.350.368,14 | | | |
| 7 | TOTAL | | | 412 | 17.969.574.065 | 100,00% | | 920.452.627,96 | | NIVEL CONF | 84% |
| 8 | | | | | | | | | | | |
| 9 | | | | | | | | | | | |
| 10 | | | | | | | | | | | |
| 11 | CLIENTE | CATEGORIA | NOMBRE DE LA CATEGORIA | PROB(DEF) | CARTERA EXPUESTA A INCUMPLIMIENTO | DEFAULT(1) o NO (0) | RECUPERACION CARTERA | % DE RECUPERACION DE CARTERA | PERDIDA | PERDIDA/ CARTERA | CONTINGENCIA |
| 12 | | | | | | 110 | 920.452.628 | 13,35% | 920.452.628 | 5,12% | 2.123.483.012 |
| 13 | 800150887-8 | BB | SUBNORMAL | 41,79% | \$ 1.554.829 | 0 | 0 | 0,00% | 0 | | Gráfico @RISK |
| 14 | 800155157-5 | C | DODOSO | 54,84% | \$ 1.639.582 | 1 | 819.791 | 50,00% | 819.791 | | |
| 15 | 800152585-7 | D | IRRECUPERABLE | 100,00% | \$ 3.387.459 | 1 | 1.693.729 | 50,00% | 1.693.729 | | |
| 16 | 800151021-1 | C | DODOSO | 54,84% | \$ 3.498.568 | 1 | 1.749.284 | 50,00% | 1.749.284 | | |

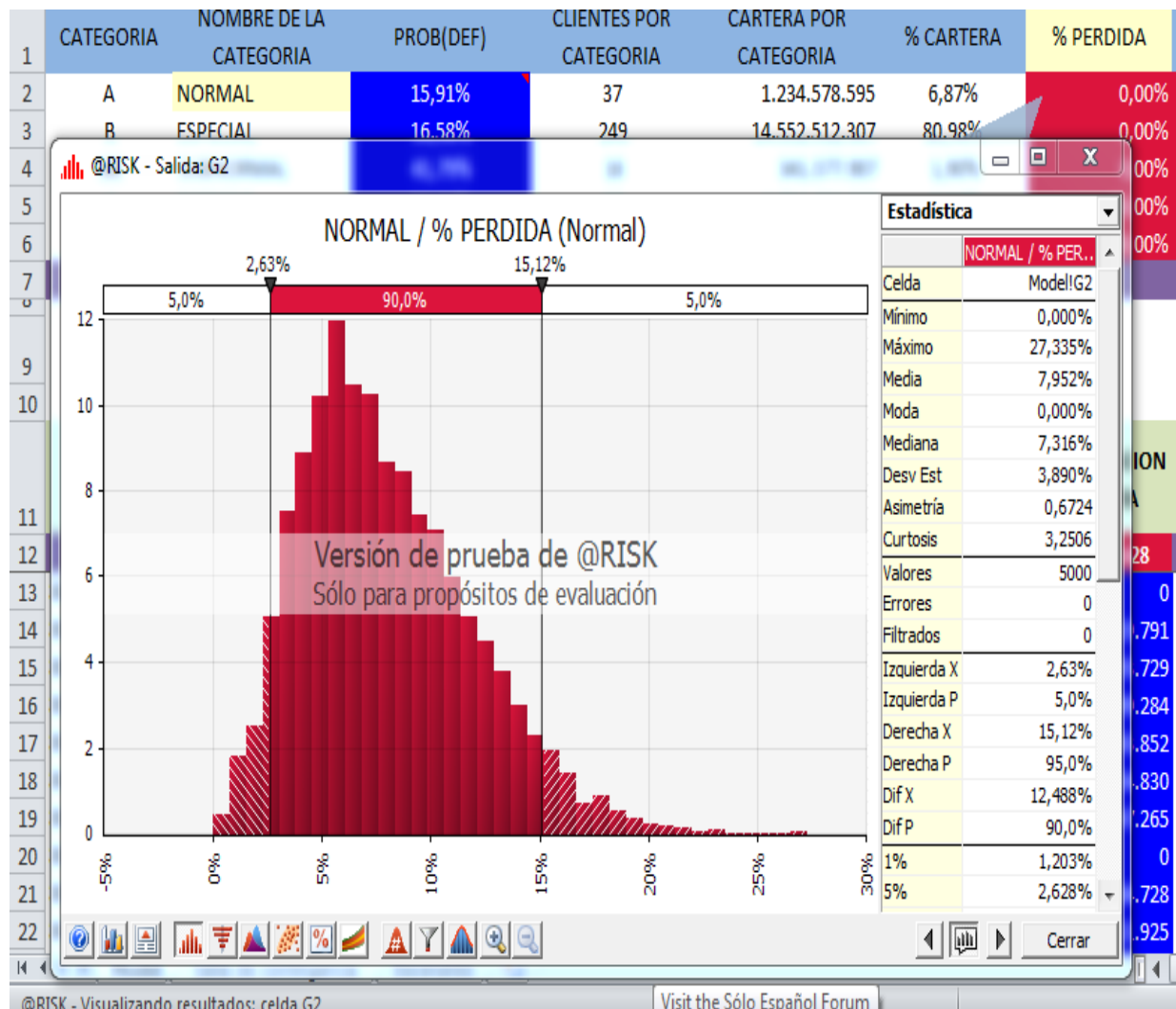
Después de haber realizado la simulación cabe concluir que existe una diferencia superior de \$1.203.030.384 en la provisión que se debe realizar; cada que se realice una nueva simulación y se cambie el nivel de confianza este valor va a variar. Ya se había mencionado antes que el rango de confianza estimulado en esta investigación va desde 80% a 99%, a continuación en la gráfica 11. Se tienen cuáles serían los valores de las provisiones dependiendo del nivel de confianza, cada que se aumente dicho nivel aumentara el valor de la contingencia.

Gráfica 11. Nivel de confianza



Al finalizar la simulación con la opción visualizar resultados, nos arroja esta gráfica 12, donde se puede interpretar que en condiciones normales la probabilidad de perder 2,63% es del 5%, a su vez la pérdida del 15,12% también sería del 5%.

Gráfica 12. Visualizador de resultados



FORMULACIÓN DE POLÍTICAS Y ESTRATEGIAS PARA LA GESTIÓN DEL RIESGO CREDITICIO EN LA EMPRESA METALÚRGICA

Políticas

1. Tener un porcentaje de ventas a crédito no mayor al 95% evitando una mayor exposición al riesgo.
2. Determinar la probabilidad de incumplimiento de los clientes nuevos y antiguos mediante un sistema estocástico para complementar el sistema de otorgamiento de crédito actual, el cual es el tradicional y empleado por la organización para el otorgamiento de crédito.
3. Crear calificaciones que nos permitan categorizar a los clientes en un rango previamente definido con base en el promedio de sus rotaciones de cartera.
4. Analizar anualmente las rotaciones de cartera de los clientes activos y de los clientes que hayan comprado en el último año para su posterior reclasificación en la categorización previamente definida.
5. La valoración del riesgo de crédito se calculará ejecutando un software especializado para éste.

Estrategia

1. Cada trimestre el área de cobranzas procesara y analizara las rotaciones mensuales de cartera de cada uno de los clientes para definir un estatus o calificación para actualizar la categoría de cada uno de los clientes con base en su comportamiento del último año.
2. Clientes con probabilidades de incumplimiento se le intensificara la gestión de cobro.
3. Todas las ventas serán aprobadas con base en la categorización que presente el cliente de acuerdo a su histórico de rotación de cartera.
4. Se realizara la provisión con base a los datos arrojados por el software especializado para este, con periodicidad trimestral.

CONCLUSIONES

La empresa metalúrgica otorga los créditos con base en el modelo tradicional (5 C's), debe complementar este modelo con el uso del modelo estocástico para una cuantificación de las probabilidades de incumplimiento. Debido a que la administración del riesgo de crédito se realiza de acuerdo al conocimiento que adquiere el analista de cobranza en el día a día, siendo esto poco sano para la compañía, porque desconocen las probabilidades de que un cliente regular incumpla sus obligaciones, además en el momento que el analista se retire de la organización, le será muy difícil a la nueva persona saber cuáles son los acreedores que poseen mayor problema en su cartera y ser más rigurosos con su cobro.

La empresa no valora el riesgo de crédito que asume con cada uno de sus clientes ni hace seguimiento y control a los créditos otorgados a los mismos. Por qué su gestión no se realiza con datos estadísticos si no con el día a día, lo cual le está generando a la compañía un mayor riesgo y versen obligados en apalancarse con terceros. Por lo tanto se le sugiere que implemente el modelo, dándole una calificación a cada uno de sus clientes, midiendo el valor en riesgo y así poder realizar la provisión que realmente requiere. Se pudo analizar que existe un desfase de \$1.203.030.384 en la manera como provisionan, esto es mucho dinero y la idea es que cada día su cartera sea lo más sana posible.

En la investigación realizada con este trabajo de grado aprendimos lo relevante e importante de una adecuada gestión del riesgo de crédito dentro de las organizaciones, considerando que en el sector real esta metodología no es muy usada comparada con el sistema financiero. Esta manera de administrar el riesgo crediticio le será muy útil a las empresas del sector real porque si se hace una adecuada gestión de cobro su cartera podría disminuir y por ende su capital de trabajo mejoraría. Igualmente consideramos este trabajo de grado como una gran herramienta que servirá a la academia y público en general.

BIBLIOGRAFÍA

- Altman E.I., y. D. (1992). Rating Drift- Yield Bond, Journal of Fixed Income. En A. Elizondo, *MEDICION INTEGRAL DEL RIESGO DE CRÉDITO* (pág. 25). Mexico: Limusa, Noriega Editores.
- Altman, E. (1996). <http://catarina.udlap.mx>. Obtenido de (http://catarina.udlap.mx/u_dl_a/tales/documentos/laex/garcia_s_m/capitulo3.pdf)
- Basilea, C. d. (1999). <http://catarina.udlap.mx>. Obtenido de (http://catarina.udlap.mx/u_dl_a/tales/documentos/laex/garcia_s_m/capitulo3.pdf)
- Basilea, C. d. (enero de 2001). *www.bis.org*. Obtenido de http://www.bis.org/publ/bcbsca03_s.pdf
- Circular 100 de 1995 Capitulo II. (1995). <https://www.google.com.co/webhp?sourceid=chrome-instant&ion=1&espv=2&ie=UTF-8#q=CAPITULO%20II%20E2%80%93%20REGLAS%20RELATIVAS%20A%20LA%20GESTI%20N%20DEL%20RIESGO%20CREDITICIO%20P%20C3%A1gina%201>. Obtenido de SUPERINTENDENCIA FINANCIERA DE COLOMBIA: <https://www.google.com.co/webhp?sourceid=chrome-instant&ion=1&espv=2&ie=UTF-8#q=CAPITULO%20II%20E2%80%93%20REGLAS%20RELATIVAS%20A%20LA%20GESTI%20N%20DEL%20RIESGO%20CREDITICIO%20P%20C3%A1gina%201>
- Elizondo, A. (2003). *MEDICION INTEGRAL DEL RIESGO DE CREDITO*. En A. Elizondo, *MEDICION INTEGRAL DEL RIESGO DE CREDITO* (págs. 21-22-24-25-45-49-50-51-64-133-134-183-184-185-186). Mexico: Limusa, Noriega Editores.
- García Sánchez, M. S. (2005). <http://catarina.udlap.mx>. Obtenido de (http://catarina.udlap.mx/u_dl_a/tales/documentos/laex/garcia_s_m/capitulo3.pdf)
- Grossman, R., Brennan, CreditMetrics. (1998). <http://catarina.udlap.mx>. Obtenido de (http://catarina.udlap.mx/u_dl_a/tales/documentos/laex/garcia_s_m/capitulo3.pdf)
- Haro, A. d. (2003). *Medicion y control de riesgos financieros*. En A. d. haro, *Medicion y control de riesgos financieros* (págs. 16-17-59-60-61-163-165-183-184-185-187-188). Mexico: Limusa Noriega Editores.
- Medina, R. S. (2008). *EL RIESGO DE CREDITO en el marco del Acuerdo de Basilea II*. En R. S. Medina, *EL RIESGO DE CREDITO en el marco del Acuerdo de Basilea II* (págs. 7-8). Madrid: Delta Publicaciones.
- Palisade Corporation. (2013). *Guia para el uso de @Risk*. New York, USA.

Riskmetrics:daily earnings at risk, DEAR. (s.f.). Medicion y control de riesgos financieros. En A. d. Haro, *Medicion y control de riesgos financieros* (pág. 60). Mexico: Limusa, Noriega Editores.

Sanchez Ceron, Valor en Riesgo. (2005). <http://catarina.udlap.mx>. Obtenido de (http://catarina.udlap.mx/u_dl_a/tales/documentos/laex/garcia_s_m/capitulo3.pdf)

Standar & Poor`s (abril 15, 1996). (s.f.). Medicion y control de riegos financieros. En A. d. Hara. Mexico: Limusa, Noriega Editores.

Tomas, W. (1997). Portfolio Credit Risk, Risk primer, septiembre, vol. 10, num.9. En A. Elizondo, *MEDICION INTEGRAL DEL RIESGO DE CRÉDITO* (pág. 50). Mexico: Limusa, Noriega Editores.

Anexo 1. Encuesta

Encuesta Jefe de cartera

Casilda Gomez Restrepo

Directora de Riesgo y Cobranza

15 años en la compañía

Fecha: Mayo 15 de 2014

1. ¿Qué porcentaje de ventas tiene la empresa a crédito?

97% de las ventas de la organización son a crédito.

2. ¿Para iniciar el proceso de venta a crédito se solicita información? ¿Qué tipo de información o que documentos?

Si, se solicita información.

IIFP financiera del año anterior

Cámara de Comercio actualizada

RUT

Referencias comerciales

Certificación bancaria

Experiencia crediticia del interesado

Pagare firmado en blanco y carta de instrucciones

Declaración renta año anterior

Matricula del contador

Autorización consulta centrales de riesgo

3. ¿Cuál es el proceso de análisis a la documentación solicitada?

Se verifica en data crédito, pro crédito, página de la contraloría, se valida en que no se encuentre en Ley 1116 (ley de insolvencia financiera), se consulta en lista

Clinton para validar que no halla nexos con narcotráfico o lavado de activos, se valida que la información del representante legal y contador sean correctas.

4. ¿Qué variables determinan el monto del cupo?

Financieramente:

Ebitda,

Cubrimiento de intereses con el Ebitda

Nivel de endeudamiento

Rotaciones de liquidez,

Rotaciones de proveedores, cartera e inventarios

Nivel Patrimonial

Crecimiento en ventas

Utilidades

La información financiera se deposita en un *scoring* de crédito a través de Excel y éste nos determina la calificación crediticia (A, excelentes; B, buenos; C, riesgosos, D, no sujeto de crédito)

Sin embargo, es el analista de riesgo quien determina a través de las diferentes herramientas, análisis y experiencia el cupo a otorgar.

5. ¿Qué sistema de riesgo utilizan para otorgar el crédito?

Método Tradicional, el cual está basado en las cinco “C”

6. ¿Hay alguna herramienta que me permita determinar el posible incumplimiento del cliente?

Concretamente no tenemos una herramienta que nos permita determina el incumplimiento de los clientes, solo se basa en el conocimiento que tenga el analista de cobranza con base en su gestión.

7. ¿Realizan seguimiento al cliente para actualizar el cupo?

Si, anualmente se pide información financiera del año inmediatamente anterior para actualizar y validar las nuevas condiciones crediticias de los clientes con miras a disminuir o aumentar el cupo.

8. ¿De acuerdo a las rotaciones de los clientes, periódicamente se analizan los comportamientos de pago?

No, periódicamente no se analizan. Se trabaja sobre el día a día.

9. ¿Cuentan con categorías propias del área para agrupar a los clientes de acuerdo a sus históricos de pagos?

Con base en los históricos de pago no se tiene categorías, solo se cuentan con las categorías que determina el *scoring* de crédito.

10. ¿Tienen alguna herramienta que permita pronosticar el posible default de un cliente?

Herramienta como tal no, solo nos damos cuenta cuando anualmente se vuelve a analizar o si en el sector hay información de quiebra o cierre del negocio o empresa

11. ¿Cuál es el % de recuperación de cartera en los siguientes términos?

Minima: 20%

Moderada: 55%

Máxima: 60%

12. ¿Conocen modelos estocásticos para el cálculo de la probabilidad de incumplimiento?

No, no conocemos en detalle modelos estocásticos, solo sabe que se realizan con base en probabilidades y datos aleatorios.

13. ¿Hacen uso de algún modelo en el proceso de recuperación de cartera y aprovisionamiento?

Modelo como tal no, solo estrategias y cartas de cobro.

Para el aprovisionamiento solo se hace con base en los clientes más vencidos, Modelo individual de forma mensual.

14. ¿Utilizan alguna herramienta o sistema para ejecutar estos modelos?

No utilizamos modelos

15. ¿Hay políticas de aprovisionamiento de acuerdo a probabilidades de incumplimiento?

No, no contamos con políticas.

16. ¿Qué se le puede mejorar al sistema de crédito actual?

Consideramos que la forma actual como se trabaja es la correcta.

No hay necesidad de mejora.

Anexo 2. Cálculo matriz de transición

Anexo 3. Riesgo de crédito sin simulación @Risk

Anexo 4. Riesgo de crédito con simulación en @Risk