

# Modelo de scoring para el análisis de riesgo de crédito dirigido a las medianas empresas del sector industrial en Colombia.

(Junio 2015)

Autor: Luna Rodríguez Christian<sup>1</sup>, Quintero Dayana<sup>2</sup> Segura Duran Lorena<sup>3</sup>,

## **Resumen—**

El objetivo de este trabajo es que a partir del planteamiento de un modelo de Scoring se pueda ofrecer un recurso a las entidades financieras para el análisis de Riesgo de Crédito de las empresas medianas del sector industrial, con el fin de impulsar el otorgamiento de crédito, debido a que en los últimos años el sector Industrial se ha visto afectado por diferentes factores económicos que impiden que este segmento tenga un crecimiento que contribuya y estimule el Producto Interno Bruto (PIB).

Teniendo en cuenta lo anterior, se toma una muestra de las empresas medianas del sector industrial, analizando su Balance General y Estado de Resultados donde el objetivo será determinar los principales indicadores financieros sustento del Modelo y que permitirán tomar una decisión más acertada de cara a otorgar un financiamiento adecuado mitigando la probabilidad de incumplimiento.

**Palabras clave—**Análisis de Crédito, Estados Financieros, Gestión del Riesgo, Indicadores Económicos, Modelos Financieros, Otorgamiento, Riesgo de Crédito, scoring, rating.

## **Abstract—**

The aim of this work is by raising Scoring model provide a remedy to financial institutions for credit risk analysis of midsize companies in the industrial sector in order to boost lending, because in recent years, the industrial sector has been affected by different economic factors that prevent this segment has a growth that contributes and stimulates the Gross Domestic Product (GDP).

Considering the above, a sample of medium-sized industrial companies is taken, analyzing their balance sheet and income statement where the objective is to determine the key financial indicators support the model and allow you to make a more accurate decision to grant face adequate financing mitigating the probability of default.

**Key Words—**Credit Analysis, Financial Statements, Risk Management, Economic Indicators, Financial Modeling, Execution, credit risk, scoring, rating.

## 1. INTRODUCCIÓN

En Colombia las entidades financieras están reguladas por la Superintendencia Financiera, mediante la Carta Circular 31 y la Circular Externa 11, del 5 de marzo de 2002, en ellas se adopta una nueva forma de gestionar el riesgo crediticio (RC) mediante el desarrollo e instrumentación del Sistema de Administración de Riesgo Crediticio (SARC), como lo hace saber (Torres, (2005)).

El riesgo de crédito es indispensable porque permite que las entidades financieras puedan medir que tanto podrían arriesgar ofreciendo créditos, en este caso el sector industrial es sin duda el segundo sector con mayor impacto en la economía colombiana es por esto que se quiere analizar los factores que infieren en las decisiones que se toman frente al comportamiento de este sector.

Teniendo en cuenta la importancia del sector industrial, su comportamiento en el mercado y la influencia que ejerce en la economía colombiana, éste trabajo desarrolla una metodología mediante un modelo financiero permitiendo estimar adecuadamente la probabilidad de incumplimiento y de esta manera lograr que las entidades financieras obtengan herramientas para disminuir el riesgo de crédito en el otorgamiento.

Lo anterior es posible, por medio de la aplicación de metodologías estadísticas como la regresión logística (Regresión LOGIT) y los arboles de decisión, entre otros, que han permitido identificar y cuantificar niveles de riesgo crediticio aplicado un modelo scoring dirigido a las medianas empresas del sector industrial; para esto se tomaron como base los Estados Financieros (Balance General, Estado de Resultados) de las empresas en mención, a través de ellos se realizó un análisis en otorgamiento de crédito, basado en la realización de perfiles de riesgo y calificaciones.

Como objetivo principal se determinan variables cuantitativas que agrupan y determinan calificaciones de riesgo para el otorgamiento de crédito, que dan respuesta al siguiente cuestionamiento: ¿cuáles son los perfiles de riesgo apropiados para las empresas medianas del sector industrial en Colombia para el otorgamiento de crédito? Es decir, determinar que calificación se debe asignar a una mediana empresa del sector industrial a partir de la delimitación de su perfil en términos de riesgo alto, medio y bajo.

<sup>1</sup>Ingeniero Financiero, Diplomado en Riesgo de Crédito

<sup>2</sup>Ingeniera Financiera, Diplomado en Riesgo de Crédito

<sup>3</sup>Ingeniera Financiera, Diplomado en Riesgo de Crédito

## 2. MARCO REFERENCIAL:

### 2.1 Antecedentes del problema de investigación

Para el desarrollo de esta investigación se tomaron los siguientes trabajos como referencia:

De acuerdo con (Gutierrez, Martinez, & Valencia, (2010)), en su estudio de modelo calificación Z score, evaluaron la solvencia financiera de Hb Fuller Colombia y predecir el comportamiento futuro de los nuevos clientes.

Este problema lo solucionaron con la utilización de la técnica estadística multivariada conocida como análisis discriminante y fue alimentado con los indicadores financieros de las compañías entre los años 2001 a 2005.

Revisaron la metodología Z score y su evolución en el tiempo, luego recopilaron y depuraron los estados financieros (Balance general y Estado de Resultados) de 61 clientes en el 2001 a 2005, con esa información calcularon indicadores financieros y se desarrolló el modelo a través del software Statgraphics plus 5,1 y refino con investigaciones de campo.

Con este trabajo se llegó a que es posible utilizar un modelo Z score para pronosticar con alta precisión la probabilidad de impago de los clientes; y que es posible realizar una reevaluación de la significancia estadística de las variables utilizadas en el modelo de Altman.

Según (Rayo, Lara, & Camino, (2010)) en el trabajo un modelo de Credit scoring para instituciones de micro finanzas en el marco de Basilea II, indican los manejos inadecuados de estos modelos para analizar el riesgo de incumplimiento para instituciones de micro finanzas.

Solucionaron su problema con metodologías estadísticas de análisis discriminante, modelos de probabilidad lineal, modelos logit y árboles de decisión, iniciaron recopilando información del historial de créditos, se seleccionó una muestra y se inició con el modelamiento de la información.

Indicaban que es necesario incluir la figura de un analista de crédito como recomendación final y se llegó a que el modelo Credit Scoring está relacionado, no solo con el proceso de aceptación o rechazo de un crédito si no también con el cálculo del capital necesario para la operación en el marco de modelos internos.

De acuerdo con (Ochoa, Galeano, & Agudelo, (2010)) en su trabajo de Construcción de un modelo Scoring para el otorgamiento de crédito en una entidad financiera, relacionado con el problema de cómo obtener los perfiles de clientes óptimos para el otorgamiento de crédito para la Cooperativa Financiero Coofinep. Indican que primero implementaron reglamentación según la SFC, mediante el análisis discriminante, describiendo variables, analizando datos con índice de desviaciones, realizar un scoring o puntaje y por último, una prueba de Backtesting.

Se llegó a qué se puede implementar SARC (Sistema de administración de Riesgo de Crédito) en una Cooperativa financiera y que es necesaria la presencia de un analista de crédito para la recolección de información y observación de variables. Indican que el analista no debe conocer las variables asignadas en el modelo, pues podría manipular la información a su beneficio.

En el trabajo realizado por (Castillo & Aguas, (2010)), de la Universidad de los Andes, llamado Modelo de administración del riesgo de crédito para la cartera comercial de una entidad financiera en Colombia, se desarrolla en el contexto de los intereses de las entidades financieras para gestionar del riesgo de crédito.

Se utilizó metodologías como la definición del Default, modelo de probabilidad de incumplimiento, estimación de las pérdidas esperadas, estimación de las pérdidas inesperadas, análisis de la variable canónica, análisis factorial, análisis de regresión logística binaria y pruebas de validación del modelo.

(Incp, (2012))

Se llegó a que la gestión del riesgo debe ser vista por las entidades financieras como un instrumento para lograr una rentabilidad consistente en el largo plazo.

La metodología permite cubrir de una forma estructurada todos los tópicos del riesgo de crédito, en el cálculo del Default es conveniente tener en cuenta los ciclos económicos, validando que el modelo de probabilidad de incumplimiento funcione adecuadamente.

Los hermanos (Saavedra & Saavedra, (2010)) en su trabajo Modelos para medir el riesgo de crédito en la banca dan a conocer los cuidados que se deben tener con las desventajas de los modelos con la alta correlación de las variables datos históricos manipulados, no hay separación por sectores, las puntuaciones no se correlacionan con la probabilidad de impago.

Para esto utilizan modelos modernos y dinámicos que le brindan seguridad a la entidad financiera en si operación.

Llegaron a que los modelos de riesgo de crédito son indispensables para las entidades financieras puesto que reduce pérdidas en el otorgamiento.

### 2.2 Marco Teórico y Conceptual

La situación económica colombiana necesita herramientas que reduzcan el riesgo de crédito, puesto que el mercado ha ido evolucionando y ha sido afectado por variables macroeconómicas lo cual corrobora (Junguito, Industria manufacturera y tasa de cambio, (2015)) con la publicación “La industria manufacturera y la tasa de cambio”, escrita por, quien realiza un análisis con respecto a la situación de este sector, y explica que: “En Colombia existe la percepción generalizada que la revaluación o apreciación de la tasa de cambio de los últimos años fue uno de los principales factores que explica el lento crecimiento que ha registrado la industria manufacturera de nuestro país”.

Al respecto, cabe resaltar que mientras la tasa anual real de crecimiento del PIB entre 2008 y 2014 alcanzó más del 4%, la tasa

de crecimiento de la industria manufacturera lo hizo en menos de un 1% anual. Como resultado de ello, se ha registrado un desplome en la participación de la industria manufacturera en el Producto Interno Bruto, la cual ha pasado de un 14% a menos de 11% en dicho periodo de tiempo.

De esta manera, podemos deducir que la expectativa de los analistas económicos, de las empresas industriales y del Gobierno es que teniendo en cuenta la devaluación en el 2014 y la del último año que ha estado en más del veinte por ciento, en un esquema de baja inflación, sería un estímulo para la recuperación del crecimiento del sector.

Sin embargo los resultados de una reciente publicación del Fondo Monetario Internacional, infieren que éste no sería necesariamente el caso de Colombia. El estudio evidenció en detalle la situación de las empresas manufactureras colombianas desde el año 2000.

La información a tener en cuenta por tanto de las empresas manufactureras en Colombia se relaciona en la tabla 1, extraída del Banco de la Republica de Colombia.

**Tabla 1. Industria Manufacturera**

Industrias manufactureras
Producción, transformación y conservación de carne y pescado
Elaboración de aceites, grasas animales y vegetales, cacao, chocolate, productos de confitería y otros productos alimenticios n.c.p.
Elaboración de productos lácteos
Elaboración de productos de molinería, de almidones, alimentos preparados para animales; productos de panadería, macarrones, fideos, alcuizuz y productos farináceos similares
Elaboración de productos de café
Ingenios, refinarias de azúcar y trapiches
Elaboración de bebidas
Fabricación de productos de tabaco
Preparación e hilaturas; tejeduría de productos textiles
Fabricación de otros productos textiles
Fabricación de tejidos y artículos de punto y ganchillo y prendas de vestir
Curtido y preparado de cueros, productos de cuero y calzado
Transformación de la madera y fabricación de productos de madera y de corcho, excepto muebles
Fabricación de papel, cartón y productos de papel y cartón
Actividades de edición e impresión y de reproducción de grabaciones
Fabricación de productos de la refinación del petróleo y combustible nuclear
Fabricación de sustancias y productos químicos
Fabricación de productos de caucho y de plástico
Fabricación de otros productos minerales no metálicos
Fabricación de productos metalúrgicos básicos (excepto maquinaria y equipo)
Fabricación de maquinaria y equipo n.c.p.
Fabricación de otra maquinaria y suministro eléctrico
Fabricación de equipo de transporte
Fabricación de muebles
Industrias manufactureras n.c.p.

Fuente: Banco de la Republica de Colombia

Encuentra que si bien es cierto, las empresas especializadas en exportaciones registraron menores utilidades durante el período 2000-2012 en razón de la revaluación, no se encontró evidencia importante para afirmar que la revaluación hubiese afectado negativamente la rentabilidad de las empresas manufactureras y, más bien, por el contrario, se identificó que la apreciación real pudo haber aumentado la rentabilidad de las empresas al reducir el costo de los insumos importados, toda vez que en Colombia las empresas manufactureras se han venido orientando hacia la venta de sus productos en el mercado interno.

En ese período de más de una década, de otra parte, surgieron factores estructurales no relacionados con la tasa de cambio como

lo ha sido la caída del comercio y en consecuencia de las exportaciones de manufacturas a Venezuela y las importaciones de la China, lo que parecen explicar, más bien, el debilitamiento de la industria manufacturera colombiana registrado desde 2008 (Junguito, Industria manufacturera y tasa de cambio, (2015)).

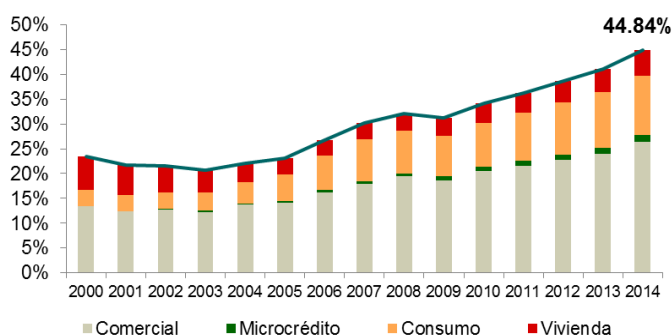
De acuerdo a este análisis se puede determinar que el sector requiere mayor atención e implica que inviertan más en nueva tecnología y maquinaria para el fortalecimiento de la economía colombiana.

Por medio de las nuevas tecnologías los empresarios deben ser competitivos y no depender de las importaciones de productos procesados o terminados, lo que se busca es que se incentive el uso del crédito para comprar insumos en el exterior, procesar o manufacturar y vender en el mercado nacional y extranjero.

Con relación a lo ya comentado, podemos también tener en cuenta y hacer referencia de la depresión mundial de 1929; que tuvo como consecuencia que la mayoría de las economías latinoamericanas, en especial el desarrollo de la industria manufacturera colombiana se vieran afectadas; ya que desde este año el desarrollo industrial genero un cambio considerable en Colombia, principalmente por el hecho de estropear los términos de intercambio en consecuencia de la caída de los precios de los productos transables. Así mismo, se detuvieron casi por completo las inversiones y préstamos internacionales, lo que contribuyó aún más a la caída de la capacidad importadora (Garay, (1998)).

En la siguiente grafica se evidencia como se ha profundizado la colocación interna de cartera para los diferentes segmentos de la banca en Colombia con relación al PIB, cabe anotar que el aumento a través de los años se presenta por el interés de la banca de acoger nuevos mercados.

**Gráfico 1. Profundización financiera (Relación de cartera frente al PIB)**



PIB anual a septiembre de 2014. Cifras sistema financiero a diciembre de 2014.

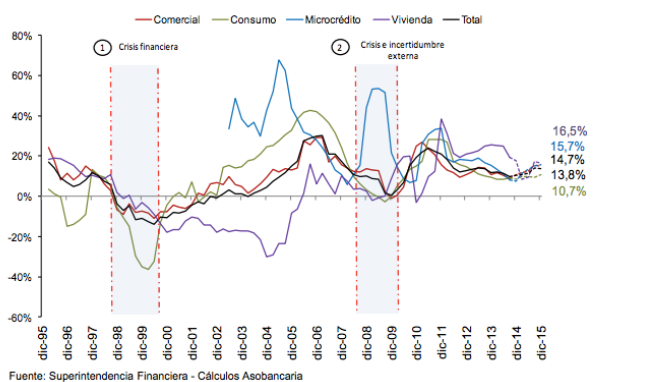
Fuente: DANE y SFC.

De acuerdo a la gráfica anterior, la Superintendencia Financiera reportó que la actividad del sistema financiero en relación con la economía nacional continuó creciendo, impulsada principalmente por la colocación de créditos. De esta forma, la profundización financiera, medida como la participación del crédito en el total del Producto Interno Bruto (PIB), registró un incremento de 3.7 puntos porcentuales durante el año al pasar de 41.1% a 44.8% entre 2013 y 2014.

Esto deja claro como la cartera comercial ha venido evolucionando a través de los años debido a la tendencia de crecimiento que ha tenido el país en los últimos años, pues no solo la cartera hipotecaria muestra el buen comportamiento de la economía, sino que también las empresas con su evolución y la proyección constante hacen ver una economía sana y con altas expectativas de crecimiento.

Esta grafica nos deja ver más detalladamente el crecimiento de la cartera por 20 años acogiendo los ciclos económicos de auge y depresión en Colombia y como se ha afectado cada una de las carteras (Comercial, Consumo, Microcrédito, Vivienda).

**Gráfico 2. Crecimiento de la cartera bancaria y proyecciones 2015**



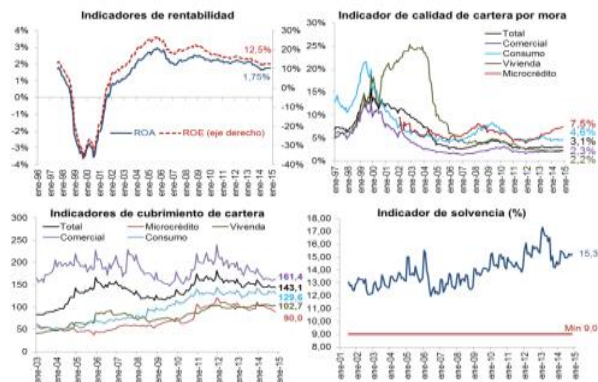
Fuente: Superintendencia Financiera - Cálculos Aso bancaria

El panorama actual del ritmo de expansión de la cartera no sólo se muestra saludable sino que está lejos de los niveles registrados en los períodos previos a las crisis financieras (1998-1999 y 2009), señal de que la banca se muestra resistente a las sacudidas del horizonte internacional.

No obstante se evidencia en la gráfica 2 que las carteras mantienen una tendencia de similitud en los movimientos de los ciclos económicos, demuestra no importar si el comportamiento de la economía está en crisis o en auge, pues centrándonos en la crisis de 1998 y 1999, la cartera más afectada es la de consumo puesto que en ese momento los bancos tenían restricciones en el otorgamiento de créditos, más adelante en el año 2004, la sacudida de la crisis pego fuertemente a la cartera hipotecaria siendo el producto más afectado por las decisiones políticas y fiscales de su época.

En la gráfica 3, podemos ver el indicador de cartera vencida, indicadores de rentabilidad, de cubrimiento y de solvencia para cada uno de los segmentos.

**Gráfico 3. Indicadores Sistema Bancario Colombiano**



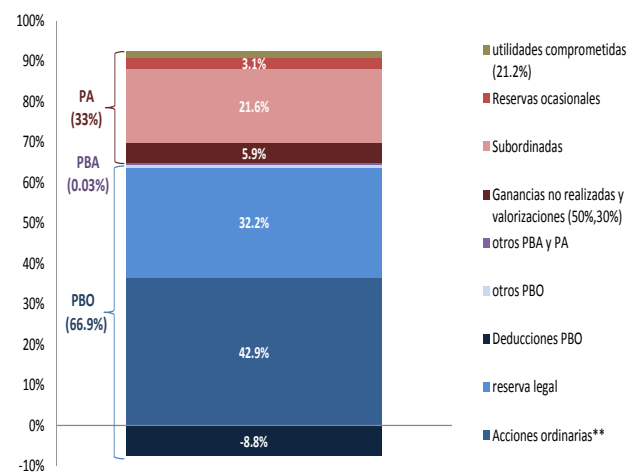
Fuente Superintendencia Financiera- Cálculos Asobancaria

A pesar de que el 2015 enfrenta un panorama de riesgos visibles debido a la volatilidad, esto tiene fundamento en la incertidumbre en los mercados financieros, las expectativas que para la Banca en Colombia son buenas con lo cual se espera que el país pueda continuar esperando un crecimiento.

Sin embargo, anticiparnos y protegernos ante un posible riesgo de impago de créditos, derivado de las situaciones del mercado seria la manera más adecuada para mitigar las posibles pérdidas por el aumento de la cartera vencida.

De acuerdo con las exigencias del Marco regulatorio y entidades supervisoras debido a las crisis financieras presentadas en años anteriores no solo con afectación en Colombia si no en el mundo, se reglamentó una composición del capital regulatorio para cada una de las entidades financieras vigiladas, como se muestra en el Gráfico 4.

**Gráfico 4. Composición del capital regulatorio\***



\* Capital regulatorio corresponde a la suma de PBO, PBA y PA.  
 \*\* Incluye la prima en colocación de acciones  
 PBO: Patrimonio Básico ordinario; PBA: Patrimonio Básico Adicional; PA: Patrimonio Adicional

Fuente: Superintendencia Financiera

De acuerdo con la Superfinanciera, los niveles de solvencia se mantienen superiores a los mínimos regulatorios. En 2014 la solvencia total fue de 15.60% (min: 9%) y la básica de 10.36%

(min: 4.5%), presentando una composición muy similar a la del año 2013. El patrimonio técnico cuenta con una participación cercana al 67% en acciones ordinarias y reserva legal.

A pesar de que la economía presenta un nivel de solvencia óptimo, no hay que dejar de lado el comportamiento del petróleo y sus derivados, de la depreciación del peso colombiano frente al dólar, pues estos factores afectan directamente a los pequeños y medianos empresarios que no tienen una manera de cubrir el riesgo tipo de cambio y de riesgo de Mercado, esto nos hace pensar que en algún momento de un ciclo económico se puede llegar al incumplimiento de las obligaciones o a medidas de parte de las entidades financieras restringiendo la colocación de cartera incrementando el costo financiero, es por esto que, un buen análisis en el otorgamiento de crédito y un score óptimo en sus variables de medición nos brindan la opción de mitigar el riesgo de crédito en situaciones de crisis o desaceleración económica.

En un análisis de riesgo de crédito, se inicia con la conceptualización y se involucran variables en la modelación como:

**2.2.1 Riesgo de crédito:** La evaluación del riesgo crediticio se basa en el análisis de la interrelación de los elementos tanto cualitativos como cuantitativos, que pueden afectar el cumplimiento de los compromisos financieros adquiridos por un cliente<sup>4</sup>.

Esta valoración se hace normalmente a través de un Rating (calificación) generado a partir de un modelo o metodología de evaluación, cuyo esquema recoge determinantes del riesgo crediticio de los sujetos objeto de estudio.

**2.2.2 Scoring:** También denominado crédito scoring, es una puntuación que se asigna a un solicitante de financiación en base a su perfil comparado con el que tenían los solicitantes de operaciones anteriores. Es un sistema de evaluación automática de la capacidad de crédito de los solicitantes de operaciones de financiación. Su composición y nivel de utilización varían mucho según la entidad de crédito (Earl, (2014)).

**2.2.3 Componentes de calificación o Rating:** Para poder determinar qué calificación se le debe asignar a un determinado cliente, es necesario evaluar los factores que ayudan a delimitar su perfil de riesgo y su capacidad de pago, y establecer si el riesgo es alto, medio o bajo.

**2.2.4 Desempeño Financiero:** Las cifras financieras pueden proporcionar información muy valiosa sobre la capacidad de pago de una empresa o negocio. A través de ellas se puede determinar el desempeño histórico del cliente, pero más aún, estimar su capacidad de pago en el corto y mediano plazo.

Este análisis se debe enfocar en evaluar, por lo menos, las siguientes variables:

- Generación de ingresos
- Costos

- Gastos operacionales
- Capital de trabajo (rotaciones de cartera, inventarios y proveedores)
- Inversión en activos productivos
- Endeudamiento financiero

**2.2.5 Comportamiento de Pago:** La forma como el cliente ha venido atendiendo sus obligaciones financieras con cualquier entidad financiera es un buen indicador, tanto de la suficiencia del cliente para responder por obligaciones adicionales, como de la responsabilidad y el compromiso de éste para con sus terceras partes.

En este sentido, se pueden revisar indicadores como:

- Centrales de riesgo
- Máximas alturas de mora (actual, último año, etc.)
- Contadores de mora (veces en mora 15 días, etc.)
- Reestructuraciones y mantenimientos realizados

**2.2.6 Información Cualitativa:** La información cualitativa ayuda a identificar aquellos factores que influyen directa o indirectamente sobre el desempeño financiero del cliente, y que no están explícitos en sus Estados Financieros pero finalmente los determinan.

Algunos de los aspectos que se deben revisar son:

- Posición competitiva a nivel nacional e internacional
- Planes y estrategias de crecimiento
- Diversificación de los ingresos; geográfica, por productos, por líneas de negocio, etc.
- Calidad de la administración
- Gestión financiera y de riesgos
- Innovaciones tecnológicas
- Políticas de control y auditoría
- Poder de negociación con clientes y proveedores
- Necesidades de inversión en activos fijos y capital de trabajo.
- Transparencia y calidad de la información suministrada

**2.2.7 Perspectiva Sectorial:** Tener claro cuáles son los factores determinantes de cada sector económico es importante para identificar los riesgos a los que están expuestas las empresas o negocios que participan de él, y así tratar de anticiparse a situaciones que puedan comprometer la sostenibilidad financiera o deteriorar el perfil de riesgo de los clientes. En este sentido, es bueno revisar aspectos como:

- Entorno macroeconómico
- Estructura del sector
- Competencia
- Riesgos propios de la actividad; operativos, legales, ambientales, etc.

**2.2.8 Modelos de Riesgo:** Los modelos de riesgo juegan un papel muy importante en la gestión del riesgo de crédito, pues buscan

<sup>4</sup>Rol de la Agencias Calificadoras de Riesgo. Jorge E. Pérez H. (2008).

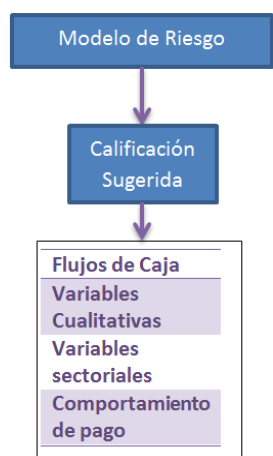
relacionar de forma cuantitativa los diferentes tipos de variables que se deben tener en cuenta en el análisis de riesgo; financieras, de comportamiento, cualitativas y sectoriales.

Por lo general, el objetivo de este tipo de modelos es estimar una probabilidad de incumplimiento (probabilidad de que el cliente alcance una mora mayor o igual a 90 días, sea castigado, sea reestructurado o se encuentre en una situación legal especial, todo esto para un periodo de un año). Esta probabilidad finalmente es traducida en un Rating.

En este documento se explica el funcionamiento del modelo definido para estimar la calificación de las Pymes medianas del sector Manufacturero<sup>5</sup>.

La calificación resultante de los modelos es un insumo para el análisis de riesgo de crédito, y es responsabilidad de todos aquellos que intervienen en un proceso de crédito, revisar todos los factores determinantes del riesgo que se mencionaron anteriormente, para así poder asignar correctamente una calificación adecuada a cada cliente.

**Figura 1. Esquema Modelo de Riesgo**



Fuente: Elaboración propia

**2.2.9 Modelo de Rating:** El Rating es una herramienta que evalúa indicadores financieros claves para determinar la capacidad de pago del cliente, o dicho de otra manera, la probabilidad de que el cliente incumpla con sus obligaciones en un periodo de tiempo determinado, que en este caso es un (1) año. Estos indicadores están relacionados principalmente con la estructura financiera de la empresa y su capacidad de generación de caja.

El modelo se aplica al momento del otorgamiento de un crédito para empresas medianas del sector Industrial, el cual está dividido en 7 sub-conjuntos de acuerdo a los siguientes Sub sectores económicos:

- Producción

- Elaboración
- Fabricación
- Industria
- Curtidos
- Transformación
- Tejeduría

## 2.2.10 Indicadores Financieros

**El Ebitda:** Es uno de los indicadores financieros más conocidos en cualquier análisis fundamental de una empresa. Sus siglas representan, en inglés, las ganancias antes de intereses, impuestos, depreciación y amortización (Earnings Before Interest, Taxes, Depreciación, and Amortización), o lo que es lo mismo, representa el beneficio bruto de explotación calculado antes de la deducibilidad de los gastos financieros (Helanova, Blogdiario.com, (2008)).

**Margen Ebitda:** Es un indicador que se obtiene hallando la relación entre el EBITDA obtenido y los ingresos operacionales arrojados en el estado de resultados.

$$\text{Margen EBITDA} = \frac{\text{EBITDA}}{\text{Ingresos Operacionales}} = \%$$

Mide la eficiencia de los ingresos por ventas generados.

**Liquidez:** Es la capacidad que tiene la empresa de generar los fondos suficientes para el cumplimiento de sus compromisos de corto plazo tanto operativos como financieros (Helanova, Blogdiario.com, (2008)).

**Palanca de crecimiento:** Es un indicador que permite determinar qué tan atractivo es para una empresa crecer desde el punto de vista del valor agregado. Refleja la relación que desde el punto de vista estructural se presenta entre el Margen EBITDA y la PKT de una empresa (Leon, Administración financiera fundamentos y aplicación cuarta edición, (2009)).

$$PDC = \frac{\text{Margen EBITDA}}{PKT} > 1$$

$$PDC = \frac{\text{EBITDA}}{PKT} > 1$$

## Productividad del KTNO- PKT:

Este indicador permite determinar de qué manera la gerencia de la empresa está aprovechando los recursos comprometidos en capital de trabajo para generar ventas, esto es para hacer más eficiente la operación (Helanova, Blogdiario.com, (2008)).

$$PKT = \frac{KTNO}{\text{Ingresos Operacionales (Ventas)}} = \%$$

Refleja los centavos que por cada peso de ingresos operacionales (ventas) deben mantenerse en capital de trabajo

**Rentabilidad del Patrimonio (ROE):** La Rentabilidad del Patrimonio es la tasa de interés que ganan los propietarios.

$$\text{Rentabilidad del Patrimonio} = \frac{\text{Utilidad Antes de Impuesto (UAI)}}{\text{Patrimonio}}$$

La rentabilidad Neta del Patrimonio (ROE, Return On Equity) se calcula con base en la utilidad después de impuestos.

### Nivel de Endeudamiento

Este indicador financiero ayuda al analista financiero a ejercer un control sobre el endeudamiento que maneja la empresa, cabe recordar que las partidas de Pasivo y patrimonio son rubros de financiamiento, donde existe un financiamiento externo (Pasivo) y un financiamiento interno (Patrimonio) y del manejo eficiente de estas depende la salud financiera del ente económico.

Un mal manejo en este sentido puede hacer que los esfuerzos operacionales se rebajen fácilmente.

Dentro de estas razones tenemos:

$$\text{Razon de Endeudamiento} = \frac{\text{Pasivos}}{\text{Activos}}$$

Este indicador debe ser multiplicado por 100 para hallar cuanto de los recursos han sido financiados de forma externa, es decir que nos indica el nivel de pasivos que han financiado la inversión en activos

**Activos netos de operación:** Son aquellos activos que tienen una relación directa con la operación del negocio y generan flujo de caja (Leon, Administración financiera fundamentos y aplicación cuarta edición, (2009)).

**Rentabilidad del Activo Neto (RAN)<sup>6</sup>:** Es la relación entre la utilidad operativa después de impuestos (UODI), y los Activos Netos de Operación (ANDEO) (Leon, Administración financiera fundamentos y aplicación cuarta edición, (2009)):

$$RAN = \frac{UODI}{ANDEO}$$

En el contexto del EVA a los Activos Netos de Operación también se le denomina “Capital Empleado”. Cuando el EVA es positivo significa que la RAN es superior al costo de capital. Una disminución de la RAN no es necesariamente mala si hay incremento del EVA.

No importa que la RAN se disminuya de un período a otro siempre y cuando el EVA se incremente. Desde el punto de vista de los objetivos empresariales, el incremento del EVA es más trascendental que el incremento de la Rentabilidad del Activo.

La Rentabilidad del Activo Neto no cuenta toda la historia asociada con el desempeño de la empresa en el período que se analiza. Por lo tanto, la que es relevante es la rentabilidad marginal

**Utilidad operativa después de impuestos (UODI):** es aquella que se obtiene al descontarle a la utilidad operativa el impuesto de renta. En otras palabras, es la utilidad que se obtiene por llevar a cabo el objeto social del negocio (Garavito & Vergara, (2010)).

**Prueba acida:** Revela la capacidad de la empresa para cancelar sus obligaciones corrientes, pero sin contar con la venta de sus existencias, es decir, básicamente con los saldos de efectivo, el producido de sus cuentas por cobrar, sus inversiones temporales y algún otro activo de fácil liquidación que pueda haber, diferente a los inventarios (Incp, (2012)).

$$\text{Prueba Acida} = \frac{(\text{Activo Corriente} - \text{Inventarios})}{\text{Pasivo Corriente}}$$

Estos indicadores de rentabilidad, liquidez, solvencia y endeudamiento, fueron tomados en el modelo debido a la importancia que ejercen en el análisis de crédito, aunque al correr estadísticamente los datos no todos estos indicadores quedan en el modelo, por mantener en algunos casos altas correlaciones o no mantienen la lógica del negocio dando por último 4 variables que mejor explican el modelo:

- Prueba Acida
- Apalancamiento Financiero
- Nivel de endeudamiento
- Período de cobro

### 2.2.11 Regresión Logística LOGIT<sup>7</sup>

Para iniciar con esta metodología se define inicialmente riesgo como la volatilidad de los flujos financieros no esperados, generalmente derivada del valor de los activos o los pasivos, en términos generales las empresas están expuestas a tres tipos de riesgo, que son riesgos de negocios, estratégicos y financieros.

<sup>7</sup>El modelo logístico: Una herramienta estadística para evaluar el riesgo de Crédito-HORACIO FERNÁNDEZ CASTAÑO: Magíster en Matemáticas Aplicadas de la Universidad EAFIT, Ingeniero Civil de la Escuela de Ingeniería de Antioquia, Especialista en Sistemas de Administración de la Calidad ISO 9000, Especialista en Gerencia de Construcciones y

Licenciado en Matemáticas de la Universidad de Medellín. Profesor de tiempo completo, Facultad de Ingenierías. Programa de Ingeniería Financiera. Universidad de Medellín

- Los riesgos de negocios son aquellos que la empresa está dispuesta a asumir para crear ventajas competitivas y agregar valor para los accionistas.
- Los riesgos estratégicos son los resultantes de cambios fundamentales en la economía o en el entorno político.
- Los riesgos financieros están relacionados con las posibles pérdidas en los mercados financieros.

La regresión logística se utiliza cuando se quiere predecir una variable binaria, por ejemplo, default vs. No default y se sabe que existen varios factores que pueden incidir sobre tal variable dependiente. Para la regresión binaria, en ese modelo se hace un tipo de análisis de regresión donde la variable dependiente es una variable categórica o dummy: código 0 (Cumplido) o 1 (Incumplido). La regresión logística se basa en la denominada función logística, donde se relaciona la variable dependiente con las variables independientes  $x_1, x_2, \dots, x_k$ .

Dentro de la metodología usada para dar solución al problema de ¿cuáles son los perfiles de riesgo apropiados para las empresas medianas del sector industrial o manufacturero en Colombia para el otorgamiento de crédito? se parte del modelo de regresión logística (RL) ya que esta es una herramienta que permite seleccionar las covariables apropiadas, cuando la variable dependiente es dicotómica es decir que solo toma dos valores, para este caso de estudio (Fernandez & fuente, Regresión Logística, (2011));

$Y=1$  Default ó clientes incumplidos con mayor riesgo de impago.  
 $Y=0$  Clientes cumplidos o bajo riesgo.

Por lo anterior se habla de una regresión logística binaria.

Con los trabajos de Walker Duncan<sup>8</sup>, se aborda el tema para obtener estimadores de máxima verosimilitud como variables predictivas independientes a través de coeficientes de regresión, este modelo tiene en cuenta tanto variables cuantitativas como cualitativas categóricas; se definió el modelo regresión lineal básico<sup>9</sup> donde se tiene

$$Y = \alpha + \beta X + u$$

Donde  $\alpha$  es una constante, es el intercepto o punto de corte de la función con el eje Y.

$\beta$  es el coeficiente de regresión relacionado con la variable a pronosticar y  $u$  es el error o expresión con caminata aleatoria.

Para dar solución al problema plantado los perfiles de score son una probabilidad, ya que la finalidad es pronosticar una probabilidad estimada de que una mediana empresa del sector industrial seleccionada incurra en incumplimiento de sus obligaciones crediticias adquiridas.

Como se definió como probabilidad los posibles valores están en el rango de 0 a 1.

Por lo tanto se debe ajustar el modelo de regresión lineal a:

$$P = e^{(\alpha + \beta x)} \quad \text{ó} \quad P = EXP(\alpha + \beta X)$$

Pero con el anterior ajuste aun no es suficiente pues la ecuación arrojará valores positivos y también mayores a 1. Por lo que el modelo que se ajusta para la explicación de la probabilidad que buscamos es:

$$P = \frac{e^{(\alpha + \beta x)}}{1 + e^{(\alpha + \beta x)}}$$

$$1. \quad P = \frac{1}{1 + e^{-(\alpha + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \beta_3 x_3 + \dots + \beta_i x_i)}}$$

Los betas de la anterior ecuación son los coeficientes o parámetros arrojados por el modelo de regresión lineal binaria, los cuales son el objetivo de la regresión y la finalidad es hallarlos de tal manera que se ajusten a la mejor explicación de la variable dependiente, para nuestro estudio la variable Default, con el anterior enunciado, el modelo de regresión logística binaria

Se tiene en cuenta el riesgo en el de ratio Odds<sup>10</sup>

$$2. \quad = \frac{P(Y=1/X_1, X_2, \dots, X_i)}{1 - P(Y=1/X_1, X_2, \dots, X_i)} = \frac{p(X_1, X_2, \dots, X_i; \beta)}{1 - p(X_1, X_2, \dots, X_i; \beta)}$$

$$= e^{\beta_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + \dots + \beta_i X_i} \quad 2.$$

Esta es la primera covariable o variable explicativa constante

De la ecuación número 1. Se aplica logaritmo natural Ln de la ecuación número 2, y se obtiene una ecuación lineal numero 3.

$$3. \quad \text{Logit}(P(Y = 1)) = \text{Ln} \left( \frac{P(Y = \frac{1}{X_1}, X_2, \dots, X_i)}{1 - P(Y = \frac{1}{X_1}, X_2, \dots, X_i)} \right) = \beta_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + \dots + \beta_i X_i$$

De la anterior expresión se interpretan los coeficientes beta como la variación del logaritmo neperiano de la división de las probabilidades por la variación en una unidad de la variable  $X_i$ . Ya en estos términos se habla de Odds ratio, el Odds ratio que es el riesgo relativo, como estamos hablando de una regresión binomial es decir que la variable a predecir toma solo valores 0 y 1, en probabilidad se interpretaría como la división entre la probabilidad de que una mediana empresa del sector industrial incurra en incumplimiento de su crédito 1 y la probabilidad que una empresa cumpla sus créditos.

$$4. \quad \text{Odds Ratio} = \frac{\text{Odds}_2}{\text{Odds}_1} = e^{\beta_1}$$

<sup>8</sup>Walker SH, Duncan DB. Estimation of the probability of an event as a function of several independent variables. *Biometrika* 1967; S4: 167-179. Day NE, Kerridge DF. A general maximum likelihood discriminant. *Biometrics* 1967; 23: 313-323. Cox DR. Analysis of binary data. London: Methuen & Co; 1970.

<sup>9</sup>Velasco, M. S. (1996). La regresión logística. Una aplicación, a la demanda de estudios universitarios. *Estadística Española*, 141, 193-217.



**2.2.12 Los árboles de decisión<sup>11</sup>:** El modelo de árbol de decisión o clasificación, está conformado por diagramas de flujo que clasifica en grupos las variables predictorias o independientes, para que sea de una forma más fácil explicar el comportamiento de la variable dependiente destacando las variables que tienen mayor influencia en el pronóstico de la variable default.

La clasificación inicial de las técnicas de minería de datos en donde se encuentra el modelo de árboles de decisión, se precisa mencionar técnicas predictivas, en las que las variables pueden clasificarse en dependientes e independientes, también se puede mencionar técnicas descriptivas, en las que todas las variables tienen el mismo estatus y técnicas auxiliares en las que se realiza un análisis multidimensional de datos (Pérez y Santfín, 2008) (Berlanga, (2013)).

### 3. MARCO LEGAL Y EVOLUCIÓN DEL TIPO DE RIESGO SELECCIONADO, CON RESPECTO A BASILEA

Actualmente el país se encuentra en estándares internacionales llamado Basilea 2.5 estando al lado de Brasil, Chile, Canadá y Estados Unidos en esta implementación de acuerdo al documento emitido el 08 de Octubre de 2014 por la Súper Financiera<sup>12</sup>, viéndolo desde este ángulo Colombia no está muy lejos de Basilea 3, para llegar a este punto es necesario implementar reformas como hasta el momento lo ha hecho Europa y en gran medida Estados Unidos por la crisis presentada en el 2008 y 2009, estos países implementaron un aumento en capital y liquidez, mercados derivados OTC, G-SIFIs incluyendo mecanismos de resolución, estas implementaciones han sido tomadas en estos países pero para el mercado latinoamericano y puntualmente Colombia podría traer consecuencias potenciales en su etapa inicial.

Estas reformas representan retos importantes en su implementación, aunque en términos generales a Colombia le va bien en este tema por la cultura que se tiene en la banca de proteger el capital y las reservas para mitigar riesgos por situaciones adversas. En términos de la calidad y el cubrimiento de la cartera se observa que estos indicadores continúan en niveles adecuados.

En este momento se continuara con la reglamentación de Basilea 2.5 y la implementación de las NIIF, de igual manera el modelo es dinámico y en el caso dado se implementarían variables e indicadores que vayan acordes a la políticas de crédito establecidas en su momento.

Lo anterior nace de la necesidad de cuantificar y controlar el riesgo crediticio presente en las entidades financieras, en Colombia la Superintendencia Financiera tiene como objetivo principal Velar por la protección al Consumidor Financiero, proteger los inversionistas, ahorradores y aseguradores; y así mismo la SFC deberá desarrollar supervisión basada en riesgos bajo la metodología MIS, Marco integral de Supervisión,

Con base en el Anexo 3, Modelos de Referencia de Cartera Comercial MRC, del Capítulo II de la circular externa 032 del 2014 sobre las Reglas relativas a la gestión del Riesgo Crediticio,

explica que las entidades vigiladas están en la obligación de implementar un Sistema de administración de riesgo de crédito para el otorgamiento de crédito para que puedan clasificar y de esta misma manera calificar los créditos al momento del otorgamiento.

La segmentación que hace en el apartado mencionado anteriormente en el anexo tres literal dos, con base al siguiente cuadro se estima el modelo de pérdidas esperadas, el modelo de referencia se basa en la diferenciación de las empresas por tamaño según el nivel de activos.

Clasificación de la cartera comercial por nivel de activos	
Tamaño de empresa	Nivel de activos
Grandes Empresas	Más de 15.000 SMMLV
Medianas Empresas	Entre 5.000 y 15.000 SMMLV
Pequeñas Empresas	Menos de 5.000 SMMLV

La Superintendencia Financiera de Colombia en el literal 4 define la clasificación de la cartera comercial en las siguientes categorías.

- Categoría AA
- Categoría A
- Categoría BB
- Categoría B
- Categoría CC
- Categoría Incumplimiento.

De donde la mejor categoría es AA la cual agrupa las empresas, con excelente información crediticia, con buen nivel de endeudamiento, con buen desempeño, con un buen proyecto de flujos de caja, con capacidad de pago optima de acuerdo al origen de los recursos y la destinación de la cartera a colocar. Adicional a lo anterior la empresa presenta cartera actual con mora no superior a los 29 días.

De la AA hacia adelante la clasificación varia por la altura de mora que alcancen las empresas, la categoría CC son empresas que tienen graves problemas con su capacidad de pago, son calificaciones de créditos de empresas las cuales al momento del otorgamiento hayan alcanzado esta categoría o créditos que ya luego de otorgados alcancen una mora entre 129y 149 días de mora.

La última categoría Incumplimiento según definición del mismo capítulo segundo de la circular 032 de 2014 de la SFC, se entiende por incumplimiento, el evento en el cual una operación de crédito cumple por lo menos con alguna de las siguientes condiciones:

- Créditos comerciales que se encuentren en mora mayor o igual a 150 días.
- Créditos que según lo establecido en el numeral 1 del Capítulo XX de esta Circular se consideren de tesorería y se encuentren en mora.

- Créditos de consumo que se encuentren en mora mayor a 90 días.
- Créditos de vivienda que se encuentren en mora mayor o igual a 180 días.
- Microcréditos que se encuentren en mora mayor o igual a 30 días.

La Superintendencia Financiera tiene las siguientes categorías por riesgo por probabilidad de incumplimiento.

Categorías de riesgo por probabilidad de incumplimiento (en términos porcentuales)				
	Comercial	Consumo	Vivienda	Microcrédito
AA	0-3.11	0-3	0-2	0-3
A	> 3.11-6.54	> 3-5	> 2-9	> 3-5
BB	> 6.54-11.15	> 5-28	> 9-17	> 5-28
B	> 11.15-18.26	>28-40	>17-28	>28-40
CC	> 18.26-40.96	>40-53	>28-41	>40-53
C	> 40.96- 72.75	>53-70	>41-78	>53-70
D	> 72.75-89.89	>70-82	>78-91	>70-82
E	>89.89-100	>82-100	>91-100	>82-100

4. DESARROLLO DEL PROBLEMA DE INVESTIGACIÓN

Teniendo en cuenta el problema de investigación a resolver, se brinda la información de la compañía para cual se va a implementar la modelación, iniciando con:

**Información de la empresa:**

El Grupo Bancolombia entrega a todos sus clientes un amplio portafolio en productos y servicios financieros por medio de sus filiales como lo son fiduciaria, factoring, valores, Renting, leasing, banca de inversión, suff, entre otras.

La entidad tiene 138 años de historia, dando inicio en 1875 con el nombre de Banco de Colombia, en 1945 se fusiona con la entidad Banco industrial colombiano para en 1998 tener el nombre de Bancolombia S.A, después de haber tenido licencia internacional en Banca Panamá. En 2005, Bancolombia se fusiona con Conaví y Corfinsura dando inicio al Grupo Bancolombia. En el año 2013 Grupo Bancolombia aumento sus inversiones en el extranjero, adquiriendo Banistmo Panamá.

Tiene presencia en América latina y el Caribe en países como: Colombia, Panamá, Costa Rica, Nicaragua, El Salvador, Honduras, Guatemala, Islas Cayman, Puerto Rico y Perú (Bancolombia, (2015)).

**Misión**

Somos el mejor aliado de los clientes en la satisfacción de sus necesidades financieras. Proveemos una amplia gama de productos y servicios con innovación, eficiencia y amabilidad, y generamos

valor a nuestros clientes, colaboradores, accionistas y a la comunidad.

**Visión**

Ser una Organización comprometida con la excelencia, que satisfice las necesidades financieras de los clientes, con soluciones integrales e innovadoras.

**Valores**

- ✓ Integridad: actuamos dentro de los más rigurosos principios éticos y legales.
- ✓ Transparencia: actuamos de manera clara, consistente y oportuna.
- ✓ Respeto por las personas: damos un trato digno a las personas y valoramos sus diferencias.
- ✓ Responsabilidad social: somos un factor de desarrollo de las comunidades en donde estamos presentes.
- ✓ Actitud de servicio: somos amables, oportunos y eficaces en la prestación de nuestros servicios.
- ✓ Trabajo en equipo: valoramos y fomentamos el aporte de las personas para el logro de los objetivos comunes.
- ✓ Alto desempeño: superamos continuamente nuestras metas y optimizamos el uso de recursos, para crear valor.
- ✓ Orientación al cliente: construimos relaciones de largo plazo con nuestros clientes, que son nuestra razón de ser.
- ✓ Actitud positiva: disfrutamos de lo que hacemos y estamos en una búsqueda permanente de posibilidades.
- ✓ Confianza: generamos credibilidad y manejamos responsablemente la información.

**Reconocimientos:**

- Dentro del entorno económico Bancolombia ocupa el puesto 11 en el ranking de Bancos Latinoamericanos de acuerdo al Press Release de la superintendencia financiera de cada país, siendo el mejor banco posicionado de Colombia.
- Según la revista América Economía, Bancolombia es el mayor banco colombiano y uno de los primeros 20 de Latinoamérica, posicionándose en el puesto 17 por el volumen de sus activos. El informe conto con 125 Bancos de Latinoamérica (Hernandez, (2013)).

**Distinciones:**

- Bancolombia es la Primera entidad privada colombiana En el ranking de FORBES.
- Reconocida por The Banker como el único banco colombiano
- Y uno de los seis bancos Latinoamericano entre las principales marcas de banco del mundo, ocupando la posición 150.
- Global Finance y Euromoney reconocieron en el año 2013 al Banco Agrícola, como el mejor Banco del Salvador.

- Global Finance lo reconoce como el mejor banco en Colombia, Mejor Banca de inversión, mejor entidad financiera en cambio de divisas de Colombia.
- Bancolombia con puntaje 81/100 es la única entidad bancaria colombiana de un total de 4 latinoamericanas pertenecientes al grupo Down Jones Sustainability Indexes.

Carlos Raúl Yepes, Presidente Del Grupo Bancolombia:

- Fue reconocido por la Revista dinero como el Genio Financiera del año 2013, por su estilo de gerencia, la banca la cual está innovando el negocio financiero en el país.
- Mejor empresario del año 201, destacado por su liderazgo y su visión de construir una banca más humana por el Diario económico La Republica.
- Reconocido por la Revista semana como uno de los personajes más influyentes de año 2013, destacado por haber hecho a Bancolombia uno de los grupos financieros más grandes de América Latina.

4.1 Descripción de la información

Para desarrollar un modelo con resultados óptimos es necesario que las empresas cuenten con la información estandarizada y así poder darle el mismo análisis a las empresas con base a los parámetros definidos.

Las empresas deben suministrar la información financiera, Estado de Resultado, Balance General y flujo de efectivo, lo más completa y verídica, con las respectivas notas soporte, al analista de crédito.

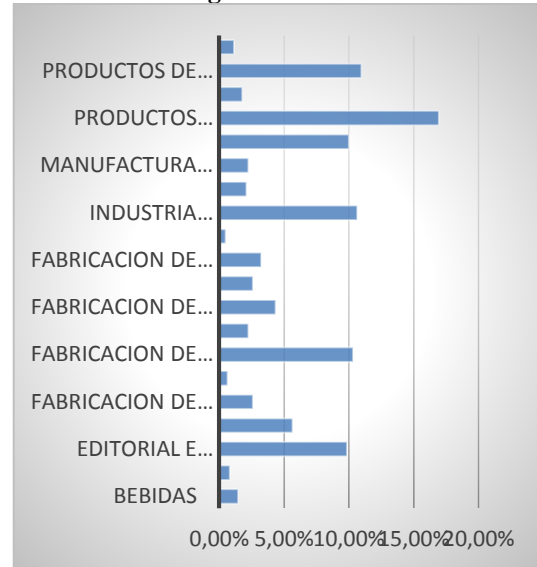
La base de datos usada para el desarrollo de este modelo, fue tomada del sistema de información y reporte empresarial SIREM (Sociedades, (2015)), la cual contiene información financiera de empresas del sector industrial, con estados financieros desde el año 2008 hasta el año 2013; esta información es certificada por los administradores, revisores fiscales y contadores de cada empresa conforme a lo consagrado en los artículos 37, 38 y 39 de la ley 222 de 1995.

Para la base de empresas del presente se hizo una segmentación por tamaño en activos, seleccionando así las empresas cuyos activos fueran superiores a cinco mil salarios mínimos legales mensuales vigentes e inferiores a treinta mil salarios mínimos legales mensuales vigentes, que son el objetivo del enfoque del presente proyecto las medianas empresas del sector industrial, resultando así una base de 620 empresas, tal como lo define el artículo 2° de la Ley 905 de 2004.

De la información general de la base, se concluye que se cuenta con empresas pertenecientes a 21 de los 33 departamentos de Colombia, abarcando los más importantes; teniendo así información diversificada del 63% de departamentos del país, lo cual es bastante útil para el modelo.

Adicionalmente la base cuenta con 20 subsectores del segmento mediana empresa industrial, lo cual nos permitirá definir de manera más apropiada la información, que más adelante se va a analizar en el modelo, sectorizando en cierta forma cada categoría con el fin de diferenciar y ajustar el modelo lo mejor posible.

Gráfico.4 Sub-Segmentos sector Industrial



Autor: Elaboración Propia

Finalmente, se analizaron treinta variables financieras, dentro de las cuales se tuvieron en cuenta razones e indicadores financieros de endeudamiento, de liquidez, de actividad, de apalancamiento, indicadores de capital de trabajo, a través de las cuales se pretende definir el modelo y el comportamiento empresarial en este sector.

4.2 Análisis descriptivo

El análisis inicia tras la tarea de depurar la base de datos; como se mencionó en los antecedentes, no existe una metodología definida pues ésta depuración depende en gran medida de la calidad y naturaleza de los datos sobre los cuales se va a trabajar.

Para efectos de este trabajo se inició con la detección de los valores extremos o atípicos a través de graficas de dispersión por cada una de las variables a analizar.

En segundo lugar se realizó una depuración a través de la fórmula de Turkey<sup>13</sup> que detecta los datos atípicos extremos a través de los intervalos de los cuartiles centrales, cuartil uno y cuartil tres, se toma como referencia la diferencia entre estos dos cuartiles, y con un diagrama de cajas y bigotes se verifica que los datos que estén a una distancia de 1,5 veces la distancia intercuartil y 3 veces la distancia intercuartil se clasifican como datos atípicos leves y atípicos extremos respectivamente.

Al establecer la información obtenida a través de estas validaciones, se determinó que este procedimiento no es apropiado para los datos en los cuales se obtuvo un rango intercuartil igual o cercano a cero, pues cualquier dato que sea diferente de cero lo

13. Artículo, Cómo hacer una Regresión Logística con SPSS© "paso a paso". (I), Aguayo Canela, Mariano. 2012

19 Rial, A., Varela, J., & Rojas, A. J. (2001). Depuración y análisis preliminares de datos en SPSS. *Ra-Mi, Madrid*.

tomaría como atípico, por esto también se usó la metodología de desviación estándar de la media, en la cual se divide los valores de los datos atípicos a partir de un número de desviaciones estándar de la media, para el caso del trabajo de estudio se tomó 3,5 desviaciones de la media para tratar a los datos extremos y atípicos explicado este manejo de los datos en la documentación de IBM SPSS Modeler<sup>14</sup>.

### 4.3 Descripción metodológica

Con la información de la fuente se calcularon 28 Indicadores financieros, dentro de los cuales se encuentran indicadores de razón, liquidez, endeudamiento, rentabilidad y actividad.

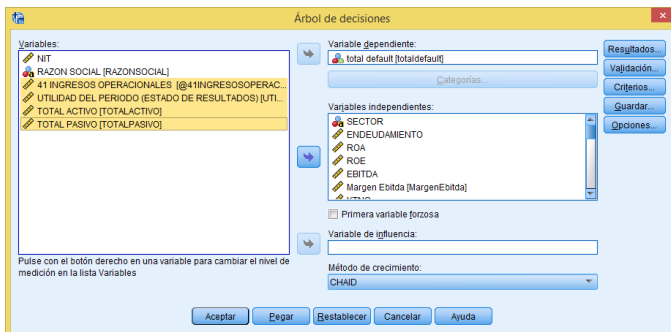
Se inició con el cálculo de la variable dicotómica Default, a partir del análisis de estos indicadores por rangos para clasificar los "peores" por cada indicador, es decir de cada indicador financiero calculado se generó un default individual, asignando 1 para los indicadores por debajo de un valor bueno para a compañía, y el valor 0 para un indicador satisfactorio.

Seguido a esto se agrupó la totalidad de los default registrados por cada una de las empresas y se asignó que para las empresas que hayan obtenido, luego del análisis, 10 o más default con valor igual a 1, iban a tener un default total igual a 1, el restante de las empresas con menos de 10 indicadores interpretados como malos del total de los 28 calculados, se les asignó el valor 0 en la variable default total.

De esta manera se obtuvo los valores de la variable dependiente.

Para darle inicio a nuestro modelo de scoring, se ejecutó un árbol de decisión a través del aplicativo SPSS, se seleccionó como variable dependiente Default, y como covariables se tuvo en cuenta 28 indicadores financieros.

El modelo de árbol de decisión o clasificación, está conformado por diagramas de flujo que clasifican en grupos las variables predictivas o independientes, para que sea de una forma más fácil explicar el comportamiento de la variable dependiente destacando las variables que tienen mayor influencia en el pronóstico de la variable default.<sup>15</sup>



### Riesgo

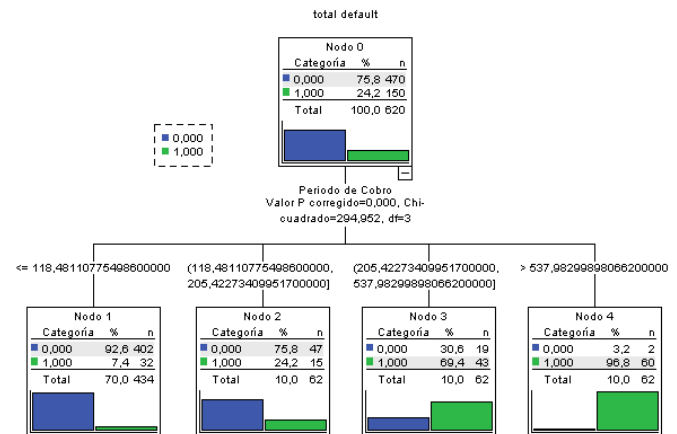
Estimación	Error estándar
,110	,013

Método de crecimiento: CHAID  
Variable dependiente: total default

### Clasificación

Observado	Pronosticado		Porcentaje correcto
	0	1	
0	449	21	95,5%
1	47	103	68,7%
Porcentaje global	80,0%	20,0%	89,0%

La categoría que mayor frecuencia presenta se reconoce en cada nodo del árbol con el color gris, y el árbol resultado es el siguiente:



En el nodo 0, se ubica la variable dependiente, Default, con el porcentaje de empresas clasificadas en default con el 24,2% y las que no 0 con el 75,8%, y posteriormente se ramifica el árbol en cuatro nodos todos corresponden a la variable Periodo de Cobro.

Periodo de cobro es un indicador financiero de Actividad que muestra la cantidad de días que una empresa usa para recaudar su cartera, esta variable está dada por la siguiente igualdad:

$$\text{Periodo de Cobro} = \frac{\text{Cuentas} \times \text{Cobrar Clientes}}{\text{Ventas Netas}} \times 365$$

Este nodo se ramifica en los nodos 1, 2, 3 y 4, el primero tiene el rango de datos de la variable periodo de cobro menor a 118 días y esto tiene el 70% del total de los datos de los cuales el 92% de este, pertenece a empresas cumplidas en el pago de sus créditos, y el restante 7,4% que corresponde a 32 empresas incumplidas; los demás nodos el 2, 3 y 4 tienen cada uno el 10% del total de los

<sup>14</sup>manejo de los datos en la documentación de IBM SPSS Modeler ([http://www.01.ibm.com/support/knowledgecenter/SS3RA7\\_17.0.0/clementine/data\\_audit\\_quality.html%23data\\_audit\\_quality?lang=es](http://www.01.ibm.com/support/knowledgecenter/SS3RA7_17.0.0/clementine/data_audit_quality.html%23data_audit_quality?lang=es))

<sup>15</sup> Berlanga-Solvente, V., Rubio-Hurtado, M. J., & Vilà-Bañós, R. (2013). Con aplicar arboles de decisión en SPSS. *REIRE. Revista d'Innovació i Recerca en Educació*, 6(1), pp-65.

datos. El nodo 2 perteneciente a esta misma variable agrupa los valores de esta variable en el intervalo de más de 118 días hasta los 205 días, para este nodo 2, 15 empresas son las incumplidas en sus obligaciones crediticias con un total de 24% de ese 10%.

En el Nodo 3 toma el valor periodo de cobro entre los 205 y los 537 días en este intervalo se obtuvo la mayor frecuencia, en el nodo, de las empresas en Default pues se registraron 43 casos y solo 19 de empresas que si cumplen con el pago de las obligaciones crediticias, es decir un 69,4% y 30,6% respectivamente.

Y por último, el nodo 4 agrupo las empresas con más de 537 días de recuperación de su cartera en este nodo se presentaron un total de 60 casos de default frente a 2 casos de empresas cumplidas en este grupo, lo que indica que el 96% (Berlanga & Baños, (2013)) de las empresas que tienen una mala gestión de recuperación de cartera entran de default, es decir son empresas más riesgosas.

Seguido al modelo de árbol de decisión se corrió en el aplicativo SPSS la regresión logística binaria con la misma base de indicadores financieros tomando como insumo los datos extraídos de SIREM.

Se seleccionó el método hacia delante por pasos (Fernandez & fuente, (2011); Garavito & Vergara, (2010)), éste es un método automático en donde se utilizará la prueba de la Razón de Verosimilitud para comprobar las covariables a incluir o excluir en el modelo.

A partir de los coeficientes obtenidos con el método de Regresión logística por pasos hacia adelante, se hizo análisis del p valor todos está por debajo de 0,05 lo que indica que las variables tienen buena influencia en la predicción de la variable dependiente Default, también se validó la lógica de negocio para cada uno de los βi estimados, para los seis indicadores, como se muestra a continuación:

**Variables en la ecuación**

	B	Error estándar	Wald	gl	Sig.	Exp(B)
Paso 12 <sup>1</sup> PKT	,854	,308	7,693	1	,006	2,350
RentabilidadOperacional	<b>-5,449</b>	1,346	16,395	1	,000	,004
Endeud Patrimonio -Ventas	<b>,278</b>	,100	7,638	1	,006	1,320
CargaNoOperacionalaVentas	3,258	1,525	4,566	1	,033	26,009
EndeudamientoFinanciero	<b>2,698</b>	,818	10,875	1	,001	14,857
PeriododeCobro	,003	,001	5,357	1	,021	1,003
Constante	-3,016	,234	166,651	1	,000	,049

De la tabla de salida anterior la única variable que no tiene coherencia con el modelo es la variable PKT definida como la productividad del capital neto de trabajo invertido en la operación, al presentar relación positiva con la variable default esto significa que a mayor productividad o aprovechamiento del capital neto de trabajo, existirá mayor riesgo de incumplimiento por parte de las empresas.

Se procedió a correr nuevamente la regresión lineal binaria pero ahora se seleccionó el método por pasos hacia atrás y se incluyeron las variables obtenidas en el anterior paso, pero se excluyó la variable PKT por ser inconsistente para el modelo.

Adicional a eso se amplió el rango de entrada y de eliminación de las variables, probabilidad para el método por pasos a 0,10 y 0,20

respectivamente, y se modificó el punto de corte a 0,25. Con lo anterior las variables resultantes en el modelo fueron:

**Variables en la ecuación**

	B	Error estándar	Wald	gl	Sig.	Exp(B)
Paso 1 <sup>a</sup> Endeud Patrimonio-Ventas	,304	,099	9,411	1	,002	1,355
CargaNoOperacionalaVentas	3,144	1,532	4,213	1	,040	23,203
EndeudamientoFinanciero	3,266	,793	16,943	1	,000	26,194
PeriododeCobro	,005	,001	20,992	1	,000	1,005
RentabilidadOperacional	-5,391	1,342	16,142	1	,000	,005
Constante	-2,940	,228	166,524	1	,000	,053

Se puede validar que la significancia para cada una de las variables predictivas se mejoró, y se encontró que las variables en el modelo tienen lógica para explicar el default, tienen relación directa las variables de endeudamiento las cuales en el modelo son Endeudamiento Patrimonio en Ventas, Endeudamiento Financiero, del tipo de indicadores de endeudamiento está la variable Carga No Operacional, la variable seleccionada Periodo de Cobro de Cartera es un indicador de actividad y esta expresado en cantidad de días usados por la empresa para recaudar su cartera, y por último se tuvo en cuenta la variable de rentabilidad operacional con relación negativa o inversa, ya que si una empresa tiene mayor rentabilidad se espera que se disminuya el riesgo de que esta empresa caiga en Default.

$$Score = \frac{1}{1 + e^{-(-2,94 + 0,304EndPatrimonioVentas + 3,144CargaNoOp + 3,266EndFinanciero + 0,005PeriodoCobro - 5,391RentOp)}}$$

Por último se corrió, el modelo de regresión lineal binaria por el método introducir, la tabla de salida de clasificación es

Observado		Pronosticado		Porcentaje correcto
		total default		
		0	1	
Paso 1	total default	0	1	
		438	32	93,2
		29	121	80,7
	Porcentaje global			90,2

a. El valor de corte es ,250

En el cual se verifico que del total de las 620 empresas de la muestra, el modelo clasifico correctamente 121 en default y 29 las clasifico como cumplidas cuando realmente no lo eran. Y de las empresas cumplidas clasifico correctamente el 93,2%.

En la salida del modelo para el resumen de procesa cimiento de los casos, se incluyeron 620 casos al análisis, no hubo casos perdidos o excluidos.

Como ya se mencionó anteriormente en el cuadro de salida de codificación de la variable dependiente, la variable toma valores 0 y 1, dicotómica. El programa SPSS le asigna de la misma forma una codificación internamente.

**Codificación de variable dependiente**

Valor original	Valor interno
0	0
1	1

Ho= La variable independiente o covariable no explica a la variable dependiente.

H1=La variable independiente o covariable explica a la variable dependiente.

Entonces con un grado de libertad al 95% de nivel de confianza se tiene que el estadístico es 3,84 y es menor al 148,32 obtenido en el modelo de regresión.

Para la prueba de ómnibus, tabla chi cuadrado se valida si todos los coeficientes  $\beta$  son cero, no se incluye el termino independiente o intercepto. Entonces tiene en cuenta la verosimilitud de la primera parte del modelo con solo el término independiente y ahora con las demás variables incluidas en el modelo.  $RV = 686,093 - 382,182 = 303,911$ , el modelo requirió de 5 pasos para mejorar el coeficiente.

En términos generales el modelo de regresión logística por el método introducir, luego de haber seleccionado las variables independientes o covariables, con la metodología por pasos hacia delante y hacia atrás condicional, la tabla resumen del modelo resultante es el que a continuación se muestra: explican a la variable dependiente Default, el coeficiente de determinación R cuadrado de Cox y Snell estima la proporción de la varianza de la variable dependiente, indica que el 42,8% de los cambios de la variable Default son explicados por las variables que fueron incluidas en el modelo, sin embargo se puede mejorar el valor de -2 logaritmo de la verosimilitud, pues entre menor sea ese número mejor bondad de ajuste tendrá el modelo en este caso fue de 339.

**Resumen del modelo**

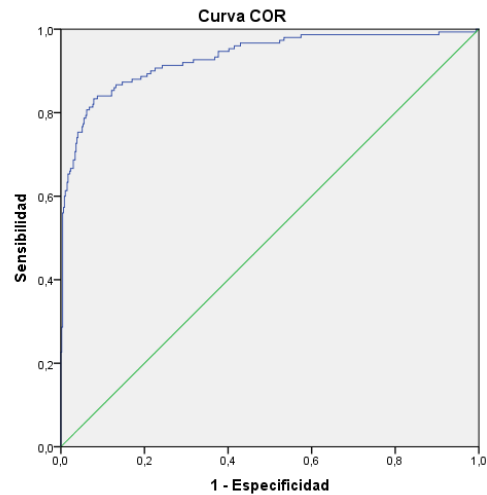
Paso	Logaritmo de la verosimilitud -2	R cuadrado de Cox y Snell	R cuadrado de Nagelkerke
1	339,277 <sup>a</sup>	,428	,640

Se aplicaron dos pruebas no paramétricas al modelo que son la curva COR y la prueba K-S.

La curva COR cuantifica la capacidad del indicador diagnostico discriminar entre las empresas en Default y las No Default la sensibilidad y especificidad del modelo obtenido del eje Y que es la sensibilidad indica la proporción de Default en el total de las empresas que si son cumplidas y en el eje X en la parte superior se ubica el complemento de la sensibilidad, para tener una buena clasificación es fundamental modificar el umbral, o punto de corte para.

La curva COR dibuja para todos los posibles umbrales los pares de proporciones de default en dos poblaciones, En este caso la curva COR tiene una área cubre el 93,3% es decir el AUC es 93,3% que

significa que la probabilidad de que una empresa en Default obtenga un valor de 1 es de 93,3%.



**Área bajo la curva**

Variables de resultado de prueba:

Área	Error estándar <sup>a</sup>	Significación asintótica <sup>b</sup>	asintótico	
			Límite inferior	Límite superior
,933	,013	,000	,907	,959

Con la prueba K-S se debe probar que:

Ho= Las dos distribuciones o poblaciones son iguales.

H1= Las dos distribuciones o poblaciones no son iguales.

Los rangos promedios son diferentes por lo que esto nos confirma que las distribuciones de Default y No Default no son iguales, esto también se confirma con la significancia que es menor a 0,05 con lo que se rechaza la hipótesis nula.

**Estadísticos de prueba<sup>a</sup>**

	Probabilidad pronosticada
Máximas diferencias extremas Absoluta	,755
Positivo	,755
Negativo	,000
Z de Kolmogorov-Smirnov	8,047
Sig. asintótica (bilateral)	0,000

a. Variable de agrupación: total default

**Rangos**

total default	N	Rango promedio	Suma de rangos
Probabilidad pronosticada 0	470	245,60	115434,00
1	150	513,84	77076,00
Total	620		

**4.4 Modelación**

De acuerdo al procedimiento realizado para resolver el problema de investigación, que se describió en el numeral anterior, se

estableció el siguiente modelo elaborado en la herramienta Visual Basic (VBA), el cual integra la información obtenida en el proceso estadístico que se aplicó, con el fin de brindarle una respuesta final al usuario.

La herramienta funciona de la siguiente manera:

- Inicialmente se debe ingresar al aplicativo través de un usuario y contraseña, aprobados y con la autorización respectiva de la entidad financiera que desee conocer el scoring de la empresa.

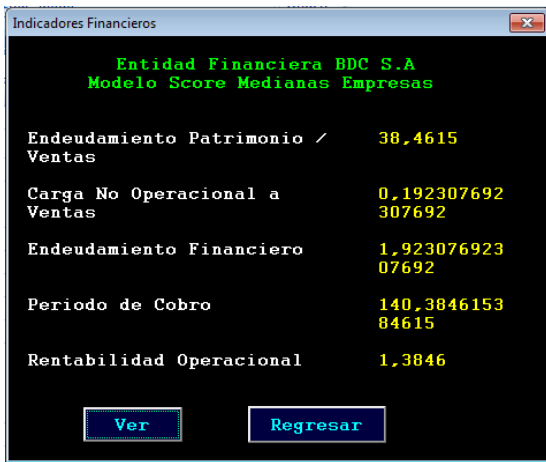
- El aplicativo solicitara seguidamente la información básica de la empresa nombre de la empresa el NIT y la fecha de solicitud del crédito.

- El usuario debe seleccionar el botón continuar, y en esta sección se debe incluir los valores de las cuentas de los estados financieros, estas cuentas son las necesarias para calcular las variables seleccionadas por el modelo de cálculo de scoring, se debe seleccionar el botón Ingresar datos.

- En este punto aparece el siguiente cuadro, se debe seleccionar el botón calcular.

- La el aplicativo arroja el score como probabilidad y seguido a esto indica la calificación y el resultado del primer análisis si el crédito será aprobado o no.

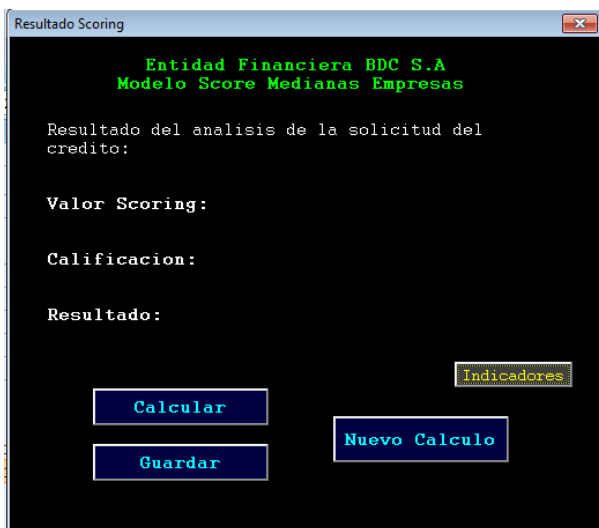
- En este ejemplo según los datos ingresados la solicitud no es aprobada, si el analista desea validar que indicadores fueron los que influyeron en esta decisión.



- Se debe seleccionar el botón regresar, en donde aparecen nuevamente las opciones Guardar, o nuevo cálculo.

Si se selecciona Guardar el aplicativo va a guardar el registro de la consulta con la información ingresada de esa empresa. Esto con el fin de poder hacer seguimiento estadístico de las solicitudes el crecimiento y evolución del score por empresa.

Y el botón Nuevo Cálculo resetea la información ingresada y permite ingresar la información de una nueva empresa.



- Por último si el usuario no requiere calcular otro score, puede seleccionar el botón salir y automáticamente el aplicativo guarda la consulta y se cierra.

#### 4.5 Análisis de resultados

Para el análisis de resultados, establecemos que luego de obtener la ecuación, como resultado del modelo de regresión logística binaria, se calculó el score para cada una de las empresas de la muestra del presente estudio, en los anexos se presenta tanto el score como la base original de las empresas de la industria colombiana usadas en el modelo.

Los resultados se clasificaron con estos tres perfiles: A1, A2 y A3, como se muestra en la gráfica 5.

El perfil para las empresas con score mayor a 0,6 (Malo) toma el nombre de A1, para estos clientes se negara en primera instancia la solicitud de crédito, para las empresas con score obtenido entre 0,4 y 0,6 A2 (Regular) se asignara a empresas las cuales tengan indicadores no muy buenos pero se recomienda que el analista de crédito solicite documentos soportes y justificación de la destinación del crédito para ampliar el análisis de otorgamiento y de esta manera poder aprobarlo, y el ultimo perfil donde se encuentran las empresas con mejores resultados en los indicadores financieros seleccionados como variables en el modelo son las que en el Score, presentaron valores inferiores a 0,4.

Grafico 5. Rating o Calificaciones de Riesgo.

A1	No Aprobado	Score $\geq$ 0,6
A2	Análisis Detallado con soportes	0,4 $\leq$ Score < 0,6
A3	Aprobado	Score < 0,4

Fuente: Elaboración Propia.

#### 4.6 Utilidad y aplicación financiera de los resultados

En el modelo de otorgamiento de crédito propuesto, es necesario tener conocimientos básicos de indicadores y estados financieros con el fin de que el usuario pueda interpretar la calificación



otorgada, las cifras financieras y dar alcance a la aprobación o negación del crédito.

Finalmente este modelo es un medio para la toma de decisiones y de esta manera poder aplicarla en entidades financieras y por qué no, en empresas del sector real, la aplicación sería directamente para asesores pyme, Ejecutivos pyme y Gerentes de como estructura organizacional de BANCOLOMBIA, pues estos necesitan y requieren mayores herramientas de riesgo con el objetivo de reducir los índices de cartera vencida de cada una de las sucursales, es importante destacar la tarea que ellos cumplen identificando las variables cualitativas y recomendando comercialmente cada una de las operaciones de crédito, pero esta herramienta es el horizontes de que clientes se pueden trabajar y cuáles no.

## 5. CONCLUSIONES

El modelo obtenido a partir de la información de las empresas colombianas cumple en términos generales ya que pronostica en un 90% la probabilidad de que una empresa llegue a incumplir en sus obligaciones crediticias.

Las variables incluidas en el presente análisis (Endeudamiento Patrimonio en Ventas, Endeudamiento Financiero, Carga No Operacional, Periodo de Cobro de Cartera, Rentabilidad Operacional) tienen una buena relación ya que van encaminadas con la lógica del negocio y predicen correctamente la variable default.

La técnica usada para evaluar la variable default, está definida como 0 para empresas buenas y 1 empresas malas, permitió que el modelo tuviera un buen resultado, siendo esta una técnica de elaboración propia.

## 6. RECOMENDACIONES

Como principal punto a tener en cuenta en caso de seguimiento para este modelo, se tendría que proponer una base de información de empresas más robusta y certificada, que permita comparar los resultados aquí obtenidos, para que a través de ello, se extienda y se defina de una manera más generalizada los resultados aquí registrados, con el fin de sustentar con datos que no se lograron abordar.

Se debe buscar una metodología más técnica y de mayor eficiencia para la asignación de los defaults, variable dependiente, ya que este es el punto de partida para que se pueda contar con una variable de mayor confiabilidad para que pueda ser pronosticada.

Se recomienda consolidar la información a través de la metodología cluster, ya que esta va encaminada a solventar el problema de falta de información que poseen las entidades financieras sobre algunos subsectores que la industria tiene, ya que al ser algunos de ellos no tan representativos o conocidos en el sector, se puede pasar por alto, el otorgamiento de créditos a empresas que pueden llegar a tener muy buenas rentabilidades.

## BIBLIOGRAFÍA

- Bancolombia. ((2015)). *Bancolombia.com*. Obtenido de [Http://www.grupobancolombia.com/webcorporativa/nosotros/index.asp](http://www.grupobancolombia.com/webcorporativa/nosotros/index.asp)
- Berlanga. ((2013)). *Cómo aplicar árboles de decisión en SPSS*. Barcelona, España. Obtenido de [www.ub.edu.es](http://www.ub.edu.es)
- Berlanga, H., & Baños. (08 de 01 de (2013)). *Cómo aplicar árboles de decisión en SPS*. Recuperado el 30 de 05 de (2015), de [www.ub.edu](http://www.ub.edu).
- Castillo, & Aguas. ((2010)). *Universidad de los andes*. Obtenido de [http://dspace.uniandes.edu.co/xmlui/bitstream/handle/1992/789/MI\\_IIND\\_2005\\_019.pdf?sequence=1](http://dspace.uniandes.edu.co/xmlui/bitstream/handle/1992/789/MI_IIND_2005_019.pdf?sequence=1)
- Earl. ((2014)). *Avenida Consulting de negocios*. Obtenido de [http://www.supercontable.com/envios/articulos/BOLETIN\\_AVENIDA\\_02\\_2014\\_Articulo\\_2.htm](http://www.supercontable.com/envios/articulos/BOLETIN_AVENIDA_02_2014_Articulo_2.htm)
- Expirian. ((2013)). *Expirian Byington Colombia S.A.S*. Recuperado el 01 de 06 de 2015, de <http://www.byington.net/estandares/?accion=guia>
- Fernandez, & fuente, D. I. ((2011)). *Regresion Logistica*. Recuperado el 2014, de Portal Fuenterebollo: <http://www.fuenterebollo.com/Economicas/ECONOMETRIA/CUALITATIVAS/LOGISTICA/regresion-logistica.pdf>
- Garavito, & Vergara. (10 de Agosto de (2010)). *Eafit.edu.co*. Obtenido de <http://www.eafit.edu.co/revistas/revistamba/Documents/crean-destruyen-valor-empresas-sector-solidario-colombia.pdf>
- Garay. (01 de Mayo de (1998)). *banrepcultural*. Obtenido de <http://www.banrepcultural.org/blaavirtual/economia/industria/001.htm>
- Gutierrez, Martinez, & Valencia. (15 de Junio de (2010)). *Eafit.edu.co*. Obtenido de <http://www.eafit.edu.co/revistas/revistamba/Documents/modelo-calificacion-credicia-z-score.pdf>
- Helanova. ((2008)). *Blogdiario.com*. Obtenido de <http://henalova.blogspot.es/1216950660/resumen-analisis-financieros/#com>
- Helanova. ((2008)). *Blogdiario.com*. Obtenido de <http://henalova.blogspot.es/1216950660/resumen-analisis-financieros/#com>
- Helanova. ((2008)). *Blogdiario.com*. Obtenido de <http://henalova.blogspot.es/1216950660/resumen-analisis-financieros/#com>
- Helanova. ((2008)). *Blogdiario.com*. Obtenido de <http://henalova.blogspot.es/1216950660/resumen-analisis-financieros/#com>
- Hernandez. ((2013)). *Retos de la banca frente a las mejores practicas internacionales recomendadas por basilea*. Colombia: Superintendente Financiero de Colombia Asamblea General ANIF.
- Incp, I. n. ((2012)). *incporg*. Obtenido de <http://incp.org.co/Site/2012/agenda/7-if.pdf>
- Junguito. ((2015)). *Industria manufacturera y tasa de cambio*. *La Republica*, 1.
- Junguito. ((2015)). *Industria manufacturera y tasa de cambio*. *La republica*, 1.

- Leon. ((2009)). *Administracion financiera fundamentos y aplicacion* cuarta edicion. En L. G. Oscar. Cali: Prensa moderna impresores.
- Leon. ((2009)). *Administracion financiera fundamentos y aplicacion* cuarta edicion. Cali: Prensa moderna impresores.
- Leon. ((2009)). *Administracion financiera fundamentos y aplicacion* cuarta edicion. Cali: Prensa moderna impresores.
- Ochoa, Galeano, & Agudelo. (16 de 12 de (2010)). *Universidad de antioquia*. Obtenido de <http://aprendeenlinea.udea.edu.co/revistas/index.php/coyuntura/article/view/9634>
- Rayo, S., Lara, & Camino. (Junio de (2010)). *Esan.edu.pe*. Obtenido de <http://www.esan.edu.pe/publicaciones/2010/06/02/05.pdf>
- Saavedra, & Saavedra. ((2010)). *Academia.edu*. Obtenido de [http://www.academia.edu/7426857/Modelos\\_para\\_medir\\_el\\_riesgo\\_de\\_credito\\_de\\_la\\_banca](http://www.academia.edu/7426857/Modelos_para_medir_el_riesgo_de_credito_de_la_banca)
- Sociedades, S. d. ((2015)). *Supersociedades.gov.co*. Obtenido de <http://sirem.supersociedades.gov.co/Sirem2/>
- Torres. ((2005)). *Superintendencia Financiera*. Obtenido de <https://www.superfinanciera.gov.co/>

## MANUAL USUARIO

### Modelo scoring para el análisis de riesgo de crédito dirigido a las medianas empresas del sector industrial en Colombia

Elaborado por: Ingenieros:

- Christian Julián Luna
- Dayana Quintero
- Diana Lorena Segura

El presente manual pretende explicar el fácil uso del aplicativo para calcular el scoring de una empresa, mediana del sector industrial, que desee solicitar crédito con la entidad financiera.

1. Inicialmente se debe ingresar al aplicativo través de un usuario y una contraseña, los usuarios y contraseña son los siguientes:

Usuarios:

CJLUNA

DLSEGURA

DMQUINTE

Contraseña:

9876



The screenshot shows a window titled "Bienvenido" with a close button in the top right corner. The main content area has a black background with green text. At the top, it reads "Entidad Financiera BDC S.A" and "Modelo Score Medianas Empresas". Below this, it says "Por Favor Digite su Usuario y Contraseña:". There are two input fields: one for "Usuario:" and one for "Contraseña:". At the bottom, there are two buttons: "Continuar" and "Salir".

2. El aplicativo solicitará seguidamente la información básica de la empresa: nombre de la empresa, el NIT y la fecha de solicitud del crédito.

Información de la Empresa

Entidad Financiera BDC S.A  
Modelo Score Medianas Empresas

Nombre de la Empresa: BEBIDAS LOLA S.A

Nit: 9003897E60

Fecha de Solicitud: 03/06/2013  
DD/MM/AAAA

Continuar Salir

3. El usuario debe seleccionar el botón continuar, y en esta sección se debe incluir los valores de las cuentas de los estados financieros, estas cuentas son las necesarias para calcular las variables seleccionadas por el modelo de cálculo de scoring, se debe seleccionar el botón Ingresar datos.

Cuentas de la Empresa

Entidad Financiera BDC S.A  
Modelo Score Medianas Empresas

Por favor digite las siguientes cuentas de los Estados Financieros, para realizar el proceso de cálculo del Scoring:

Total Patrimonio:

Ingresos Operacionales:

Gastos No Operacionales:

Obligaciones Financieras:

Cuentas por Cobrar:

Devoluciones en Ventas:

Costo de Ventas:

Gastos Operacionales:

Ingresar Datos Regresar

4. En este punto aparece el siguiente cuadro, se debe seleccionar el botón calcular.



5. Ya el aplicativo arroja el score como probabilidad y seguido a esto indica la calificación y el resultado del primer análisis si el crédito será aprobado o no.



6. En este ejemplo según los datos ingresados la solicitud no es aprobada, si el analista desea validar que indicadores fueron los que influyeron en esta decisión.



Indicadores Financieros

Entidad Financiera BDC S.A  
Modelo Score Medianas Empresas

Endeudamiento Patrimonio / Ventas	38,4615
Carga No Operacional a Ventas	0,192307692 307692
Endeudamiento Financiero	1,923076923 07692
Periodo de Cobro	140,3846153 84615
Rentabilidad Operacional	1,3846

Ver Regresar

7. Se debe seleccionar el botón regresar, en donde aparecen nuevamente las opciones Guardar, o nuevo cálculo.
- Si se selecciona Guardar el aplicativo va a guardar el registro de la consulta con la información ingresada de esa empresa. Esto con el fin de poder hacer seguimiento estadístico de las solicitudes el crecimiento y evolución del score por empresa. Y el botón Nuevo calculo resetea la información ingresada y permite ingresar la información de una nueva empresa



Resultado Scoring

Entidad Financiera BDC S.A  
Modelo Score Medianas Empresas

Resultado del analisis de la solicitud del credito:

Valor Scoring:

Calificacion:

Resultado:

Indicadores

Calcular Guardar Nuevo Calculo

The image shows a screenshot of a software application window titled "Informacion de la Empresa". The window has a dark background with green text. At the top, it displays "Entidad Financiera BDC S.A" and "Modelo Score Medianas Empresas". Below this, there are three input fields: "Nombre de la Empresa:" with a long text box, "Nit:" with a shorter text box, and "Fecha de Solicitud:" with three separate boxes for day, month, and year, labeled "DD/MM/AAAA". At the bottom, there are two buttons: "Continuar" and "Salir".

8. Por último si el usuario no requiere calcular otro score, puede seleccionar el botón salir y automáticamente el aplicativo guarda la consulta y se cierra.

NT RAZON SOCIAL SECTOR AL INGRESO OPERACIONAL UTILIDAD DEL PERIODO (ESTADO DE RESULTADOS) TOTAL ACTIVO TOTAL PASIVO ROA ROE EBITDA Margen Ebitd. K/TNO PKT PDC Activos Netos UDOU RAN Rentabilidad Bruta Rentabilidad Neta

Main data table with 16 columns: NT, RAZON SOCIAL, SECTOR, AL INGRESO OPERACIONAL, UTILIDAD DEL PERIODO (ESTADO DE RESULTADOS), TOTAL ACTIVO, TOTAL PASIVO, ROA, ROE, EBITDA, Margen Ebitd. K/TNO, PKT, PDC, Activos Netos, UDOU, RAN, Rentabilidad Bruta, Rentabilidad Neta. The table contains multiple rows of financial data for various companies.













Table with multiple columns containing numerical data points, likely representing coordinates or identifiers, with occasional text labels like 'Arrobado' or 'Arrobado con soporte'.



Variables	Coefficiente		
Endeudamiento Patrimonial/Ventas	0.304	Total Patrimonio / Ingresos Operacionales	Ventas (Ingresos operacionales)
Carga No Operacional a Ventas	1.642	Gastos no Operacionales/Ingresos Operacionales	(-) Devoluciones en ventas
Endeudamiento Financiero	3.266	Obligaciones financieras/Ingresos Operacionales	(-) Costo de venta
Periodo de Cobro	0.002	Cuentas por Cobrar (Clientes) /Ingresos Operacionales*365	(-) Gastos operacionales
Rentabilidad Operacional	-5.393	Utilidad Operacional/ Ingresos operacionales	Utilidad Operacional
Constante	-3.94		

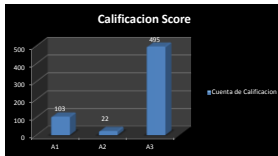
$$Score = 1 + e^{-(-0.304 + 0.304 \frac{Patrimonio}{Ventas} + 1.642 \frac{Carga\ No\ Operacional}{Ventas} + 3.266 \frac{Endeudamiento\ Financiero}{Ingresos\ Operacionales} + 0.002 \frac{Cuentas\ por\ Cobrar}{Ingresos\ Operacionales} - 5.393 \frac{Utilidad\ Operacional}{Ingresos\ Operacionales} - 3.94)}$$

Endeudamiento Patrimonial/Ventas	Carga No Operacional a Ventas	Endeudamiento Financiero	Periodo de Cobro	Rentabilidad Operacional	Score Calculado
#(DV/D)	#(DV/D)	#(DV/D)	#(DV/D)	#(DV/D)	#(DV/D)

Aprobado/No aprobado (Todas)

Rótulos de fila	Cuenta de Calificación
A1	103
A2	22
A3	495
<b>Total general</b>	<b>620</b>

Calificación	Estado	Rango de Score	Cuenta de Calificación
A1	No Aprobado	Score >= 0.6	103
A2	Análisis Detallado con	0.4 <= Score < 0.6	22
A3	Aprobado	Score < 0.4	495
	<b>Total</b>		<b>620</b>



Cuentas solicitadas de los EF	Valor Cifras en pesos
Total Patrimonio	\$ -
Ingresos operacionales	\$ -
Obligaciones Financieras	\$ -
Cuentas por Cobrar (Clientes)	\$ -
(-) Devoluciones en ventas	\$ -
(-) Costo de venta	\$ -
(-) Gastos operacionales	\$ -
(-) Gastos operacionales	\$ -
Utilidad Operacional	\$ -