



**Colegio de Estudios  
Superiores de Administración**

**DETERMINANTES PARA LA MEDICIÓN DEL RIESGO DE CRÉDITO EN  
MICROEMPRESAS DEL SECTOR COMERCIO EN COLOMBIA**

**Gigi Bonza Amado  
Jorge Andrés Benavides Murcia**

**Colegio de Estudios Superiores de Administración – CESA  
Maestría en Finanzas Corporativas  
Mayo de 2014**

**Determinantes para la medición del riesgo de crédito en microempresas del sector  
comercio en Colombia**

**Gigi Bonza Amado  
Jorge Andrés Benavides Murcia**

**Director:  
Clara Bruckner Borrero**

**Colegio de Estudios Superiores de Administración – CESA  
Maestría en Finanzas Corporativas  
19 de Mayo de 2014**

# 1. TABLA DE CONTENIDO

1.	TABLA DE CONTENIDO .....	3
2.	INDICE DE TABLAS .....	5
3.	INDICE DE GRAFICOS .....	6
4.	INDICE DE ECUACIONES .....	7
5.	INTRODUCCIÓN .....	8
6.	MARCO TEORICO.....	14
6.1	Microcrédito en Colombia.....	14
6.2	Análisis Univariable .....	15
6.3	Análisis de correlación.....	15
6.4	Análisis multivariante.....	15
6.5	Riesgo de Crédito .....	16
6.6	Credit Scoring. ....	17
6.7	Modelos Credit scoring empleados por la banca según metodología estadística aplicada 18	
6.7.1	Análisis discriminante.....	18
6.7.2	Modelo de probabilidad lineal (MLP).....	18
6.7.3	Modelos Logit.....	19
6.8	Indicadores Financieros.....	22
7.	ANTECEDENTES SOBRE EL CRÉDITO Y LAS PYMES EN AMERICA LATINA.....	24
8.	CASOS DE ESTUDIO – PAISES LATINOAMERICA .....	25
8.1	Bolivia. ....	25
8.1.1	Antecedentes y situación del sistema financiero boliviano. ....	25
8.1.2	Las Pymes y el riesgo de crédito.....	28

8.2	Chile.....	31
8.2.1	Antecedente y situación del sistema financiero chileno.....	31
8.2.2	Inclusión de las pymes y riesgo de crédito.....	32
8.3	Perú .....	34
8.3.1	Antecedentes .....	34
8.3.1	Composición sistema Financiero peruano – Microcrédito .....	35
8.3.2	Modelo de Psicométrico de Scoring- Microcrédito.....	38
8.3.3	Caso de Éxito .....	38
9.	DESARROLLO DEL MODELO.....	40
10.	CONCLUSIONES .....	55
11.	BIBLIOGRAFIA.....	58

## 2. INDICE DE TABLAS

Tabla 1 Sistema financiero peruano, número de empresas. ....	35
Tabla 2 Clasificación de empresas según tamaño de activos en Colombia. ....	42
Tabla 3 Rango de clasificación según nivel de probabilidad. ....	52
Tabla 4 Rango de clasificación y definiciones – fuente propia.....	53
Tabla 5 Clasificación final empresas de la muestra.....	53

### 3. INDICE DE GRAFICOS

Gráfico 1 Curva característica de la regresión logística .....	20
Gráfico 2 Variación del crédito en América Latina.....	24
Gráfico 3 Comportamiento de la cartera por tipo de crédito .....	26
Gráfico 4 Cartera en mora y ratio de morosidad (en millones de bolivianos y porcentaje).....	27
Gráfico 5 Variación por tipo de cartera de crédito (porcentaje) .....	31
Gráfico 6 Evolución de los créditos por tipo (en millones de S/.) .....	36
Gráfico 7 Morosidad por tipo de crédito. (En porcentaje).....	37
Gráfico 8 Distribución inicial de los ingresos operacionales para la muestra seleccionada .....	43
Gráfico 9 Distribución depurada de los ingresos operacionales para la muestra seleccionada .....	44
Gráfico 10 Distribución inicial de los Pasivos manejados por las empresas para la muestra seleccionada .....	45
Gráfico 11 Distribución depurada de los Pasivos para la muestra seleccionada .....	46
Gráfico 12 Resultado de las variables analizadas en la primera corrida del modelo.....	48
Gráfico 13 Resultado de las variables analizadas en la segunda corrida del modelo.....	49
Gráfico 14 Resultado de las variables analizadas en la tercera corrida del modelo.....	49
Gráfico 15 Resultado de las variables analizadas en la cuarta corrida del modelo.....	50
Gráfico 16 Resultado de las variables analizadas en la quinta corrida del modelo.....	51

#### 4. INDICE DE ECUACIONES

Ecuación 1 Función de transformación $f(x)$ .....	19
Ecuación 2 Factorización formula 1 .....	20
Ecuación 3 Ecuación de distribución logística acumulada .....	21

## 5. INTRODUCCIÓN

Los cambios generados por la globalización han permeado todos los agentes de la economía, incluyendo el sector de las finanzas empresariales, en donde las compañías muestran señales de vulnerabilidad al encontrarse mucho más expuestas a diferentes tipos de riesgos que pueden llegar a impactar negativamente en sus márgenes de rentabilidad. Esta situación, ha conducido a que las organizaciones exploren la posibilidad de replantear los actuales mecanismos para disminuir el impacto que tienen estos riesgos en las operaciones diarias de las compañías.

De cara a las entidades financieras, es necesario entrar a analizar la importancia que tiene el riesgo de crédito en la estabilidad de dichas entidades, ya que se trata de la base a partir de la cual se mide la buena gestión de los Bancos, para tal fin, se hace indispensable contar con un buen modelo de otorgamiento de crédito que les permita tener la confianza de que las empresas solicitantes de crédito cuentan con la capacidad de pago suficiente para atender dichas obligaciones y que por lo tanto la colocación de los recursos de las entidades financieras son rentables.

En esta línea, es pertinente analizar el comportamiento del crédito en los países de América Latina, donde es importante destacar el esfuerzo que se ha hecho por incluir un mayor número de usuarios al sistema financiero, haciendo que la accesibilidad a los diferentes productos u opciones de crédito sea cada vez menos complicada. Esta tendencia ha permitido que el sector de microcrédito adopte una dinámica activa dentro de las economías emergentes, mostrando una gran evolución en las últimas décadas. Muestra de ello se evidencia en el incremento de la cartera de microcrédito en América Latina, la cual creció en un 108% para el año 2011, pasando de un saldo de cartera de \$18.9 miles de millones a \$39.35 miles de millones para el año 2012, esto de acuerdo a cifras publicadas por el Fondo Multilateral de Inversiones FOMIN. (Trujillo, 2013)

Para el caso colombiano, lo cierto es que en la actualidad las cifras asociadas a la medición del riesgo de crédito y volumen de desembolsos mostrados en los últimos años, permiten inferir fallas en los procesos de depuración de clientes por parte de la banca al momento de analizar y otorgar créditos a las compañías; una muestra de esta situación se puede evidenciar en el comportamiento de la cartera castigada la cual el marzo del año 2013 ascendió a \$8.19 billones de pesos, representando un aumento del 32.9% frente al año inmediatamente anterior; de acuerdo con estadísticas presentadas por la Superintendencia financiera en junio 6 de 2013. (Portafolio, 2013).

Otro hecho que resalta por mostrar señales negativas, resulta de visualizar el comportamiento del segmento de microcrédito, pues hasta abril del año 2013, la cartera vencida crecía a un ritmo de 57%, muy por encima de la cartera total de este segmento que creció a tan sólo un 20%. Esta situación deja al segmento de microcrédito con el indicador de calidad de cartera más elevado de la industria, 6% a abril de 2013. (Portafolio, 2013).

El indicador de cartera calculado como: Cartera calificada en B, C, D y E / Cartera total, presenta un elevado deterioro durante los últimos 4 años, de acuerdo con las cifras reportadas por la Superfinanciera a finales del año 2011 este indicador, ascendía a 6.9%, mientras que a finales del año 2012 subió a 7.8%, a diciembre de 2013 este mismo indicador se ubicaba en 10.8% representado un deterioro o crecimiento del 38.5% respecto al año inmediatamente anterior. (Colombia., 2013).

La situación descrita anteriormente muestran que existen falencias en las políticas y metodologías de otorgamiento de crédito actuales, al igual que en la definición de las variables que explican el comportamiento de pago de los deudores del sistema financiero colombiano. Por tal razón, se observa la necesidad de fortalecer las políticas de otorgamiento de crédito en las entidades financieras, mediante la definición de un modelo de otorgamiento de crédito que replantee las variables cuantitativas usadas de manera que se ajusten a las características de las microempresas, esto conllevará a obtener un estimativo adecuado del perfil Riesgo-Deudor lo cual permitirá mejorar la selección de los clientes de la cartera de microcrédito.

Al revisar la literatura existente se encontró que uno de los primeros autores en abarcar el tema del riesgo de crédito fue Edward Altman en 1968 cuyo trabajo buscaba predecir la probabilidad de impago de las empresas a través del análisis de diferentes indicadores financieros por medio de la metodología de análisis discriminante. Sus resultados permitieron establecer un conjunto de razones financieras que obtuvieron los mejores resultados ante las distintas pruebas de significancia estadística, intercorrelación, entre otras, y que por lo tanto eran las que mejor predecían la bancarrota o probabilidad de quiebra de una empresa, situación que a su vez se relaciona con el riesgo de crédito en la medida en que conlleva a que las compañías suspendan el pago de sus obligaciones a las entidades financieras. (Altman, 1968).

Además del análisis discriminante, autores como James A. Ohlson plantean otro tipo de metodología para predecir la quiebra de las empresas, como por ejemplo la utilización de un modelo econométrico condicional de regresión logística (logit), el cual permite superar algunos inconvenientes planteados en el análisis discriminante como lo es el planteamiento de supuestos

acerca de las funciones de distribución de las variables explicativas o independientes. (Ohlson, 1980).

Otros estudios han buscado comparar la capacidad predictiva de los diferentes modelos econométricos como los logit y probit y el análisis discriminante, este es el caso de (Lennox, 1999), quien busca predecir la probabilidad de default de las empresas en función del flujo de caja, rentabilidad, niveles de apalancamiento y otras razones financieras. Sus resultados mostraron que los modelos de probabilidad bien especificados tienen un mayor poder de explicación y predicción en comparación con un modelo de análisis discriminante.

Existen trabajos que buscan incluir o tener en cuenta la influencia de variables macroeconómicas dentro del comportamiento de pago o la estabilidad de una empresa. Uno de los autores que se destaca dentro de este tipo de estudios es (Alves, 2004), quien utilizó un modelo de análisis de integración con el objetivo que analizar los efectos que tienen las variables macroeconómicas sobre la probabilidad de incumplimiento enfocando su estudio en los sectores corporativos de la Unión Europea. Bajo esta misma línea encontramos el trabajo de (Hoggarth, 2005), quienes utilizan un modelo VAR (Vector Autoregressive Model) con el fin de estudiar las consecuencias que tiene sobre el indicador de mora de los Bancos de Reino Unido las variaciones en variables macroeconómicas como el PIB, la tasa de interés y la inflación. Dentro de sus resultados se puede encontrar que existe una relación negativa entre los cambios en las variables macroeconómicas mencionadas y el índice de mora.

Al analizar los estudios realizados en Colombia encontramos autores como (Martínez, 2003), quien utilizó información financiera de las empresas con el fin de establecer las variables determinantes al momento de predecir la fragilidad financieras o insolvencia de las mismas. Para el desarrollo del estudio se calcularon para la muestra de empresas razones de liquidez, endeudamiento y eficiencia, al mismo tiempo el modelo contempla la inclusión de variables macroeconómicas en la medida en que permite la inclusión de variables dummies que se relacionan con el tipo de actividad y el sector económico en el que se encuentra la empresa.

De igual manera encontramos el trabajo realizado por (Amaya G, 2005) en el cual se estudia la relación que existe entre los indicadores de mora de las carteras hipotecaria y de consumo, y la actividad económica, tasas de interés y los precios de la vivienda. Para su desarrollo el autor empleó un modelo de cointegración y se emplearon varios escenarios que involucran

cambios en las variables independientes o macroeconómicas con el fin de observar sus efectos sobre el indicador de cartera.

Siguiendo el planteamiento realizado por (Amaya G, 2005), se encuentra el trabajo propuesto por (Gutiérrez J. &, (2008).), en el cual se incluye la tasa de desempleo dentro de las variables macroeconómicas, este estudio abarca además de la cartera hipotecaria y de consumo, también la cartera comercial. El trabajo se lleva a cabo a través de pruebas de stress y la estimación de un modelo VEC (Vector de Correlación del Error). Los resultados muestran que los indicadores de mora de cada una de las carteras son sensibles ante los cambios en las variables macroeconómicas.

Continuando con los trabajos realizados en Colombia encontramos a (Zamudio, 2007), quien utilizó un modelo Logit Multinomial para definir a probabilidad de incumplimiento, dentro del cual se incluyen como variables explicativas los indicadores financieros de las empresas como la razón de liquidez, y al mismo tiempo se incluyen características de los créditos adquiridos como plazos y garantías. Como parte de los resultados de este estudio se indica que entre mayor liquidez posea una empresa, existe menor probabilidad de quiebra. Por su parte también se encuentra el trabajo de (Laverde, 2008), quien construyó un modelo probit de panel desbalanceado que analiza la fragilidad de los Bancos en Colombia, el cual muestra que la quiebra de las empresas se encuentra relacionada con su nivel de endeudamiento y de liquidez, y que a su vez existen variables macroeconómicas que tienen efectos sobre estabilidad de las compañías y por ende sobre su capacidad de pago.

Otro enfoque utilizado en Colombia referencia el estudio realizado por (José & Ines Paola, 2010) en el cual se alejan de los modelos de variables explicativas binarias para dar paso a los modelos de duración, los cuales son de gran utilidad si se cuenta con información en el tiempo para varias bancos y a su vez con momentos en los que se pueda identificar la quiebra de dichas entidades. De esta manera, este tipo de modelos permite anticiparse a un evento de quiebra y al mismo tiempo permite determinar el tiempo que tarda en desarrollarse. En ese trabajo lo que se buscó fue implementar este tipo de técnica para elaborar un modelo de alerta temprana para la vulnerabilidad de los bancos en Colombia, usando una metodología de matrices de transición para evaluar y analizar la calidad de los créditos a través de las calificaciones que le otorgan las entidades financieras.

Al hablar específicamente del riesgo de crédito para microfinanzas la mayoría de trabajos que se encuentran han sido escritos para casos de América Latina, dentro de los cuales encontramos trabajos de (Schreiner, 2014), uno de éstos busca argumentar la utilización de modelos de scoring para las instituciones de microfinanzas a través del estudio de una Institución de microfinanzas en Bolivia. Por otro lado, también se encuentra el trabajo de (Vogelgesang, 2013) en el cual se analiza la capacidad de pago para los clientes de una institución de microfinanzas en Bolivia llamada Caja los Andes. Al analizar los resultados del estudio el cual se basó en el comportamiento histórico de los clientes de la institución, se concluyó que aquellos clientes que tienen más de un préstamo con diferentes instituciones financieras tienen una probabilidad más alta de incumplir sus pagos, de igual manera se concluyó que clientes con atrasos en sus pagos actuales son más propensos de incumplir sus pagos futuros.

Teniendo en cuenta las diferentes maneras en las que se ha abordado el tema del riesgo de crédito y la creciente importancia que viene teniendo la cartera de microcrédito, se decidió focalizar el estudio en este tipo de cartera. Adicionalmente, con el objetivo de limitar el alcance del presente trabajo se seleccionó el sector de comercio, debido a que este se caracteriza por ser uno de los sectores con mayor acceso al microcrédito, de acuerdo con las cifras presentadas en el reporte de la situación actual de microcrédito en Colombia expuesta por el Banco de la República para el tercer trimestre del año 2013. (Clavijo, 2013).

Adicionalmente se pretende generar mayor aplicabilidad a través de la investigación y el análisis de aquellos casos exitosos en el área de las microfinanzas en América Latina, como es el caso de países como Bolivia y Perú, los cuales presentan el indicador de mora más bajo en microfinanzas de la región. Esto con el objetivo que extraer algunas recomendaciones o políticas que se puedan aplicar o adaptar a modelo financiero de Colombia. (Martinez, 2014).

En miras de alcanzar los propósitos planteadoa anteriormente, el presente trabajo consta de cuatro secciones, En la primera parte se expone el marco teorico necesario para desarrollar el objetivo central de este documento, principalmente se abordarán los diferentes modelos de riesgo que existen enfocandose en el modelo logit el cual fue el seleccionado para desarrollar el modelo de otorgamiento para nuestra población objetivo (microempresas del sector comercio en Bogotá). En la segunda sección se desarrolla el modelo de otorgamiento de crédito, para lo cual se hace necesario seleccionar y definir las variables o indicadores que alimentarán dicho modelo, de igual manera se explica la forma en cómo se extrajo muestra de empresas cuyos balances sirvieron como

fuelle para calcular los indicadores escogidos anteriormente, de igual manera se presentan los resultados obtenidos a partir del modelo propuesto. La tercera parte del presente documento se basará en el análisis de casos de éxito en América Latina sobre el manejo de las microfinanzas con el fin de establecer políticas o metodologías que contribuyan a mejorar la administración del microcrédito en Colombia. La última parte está compuesta por recomendaciones que de acuerdo a los resultados de la investigación realizada anteriormente contribuirían a mejorar las políticas y modelos de otorgamiento de microcrédito actuales.

## **6. MARCO TEORICO**

El presente capítulo tiene como finalidad enunciar y describir los elementos o conceptos más importantes los cuales se convierten en el punto de partida para lograr desarrollar los objetivos propuestos para el presente trabajo.

### **6.1 Microcrédito en Colombia**

El microcrédito, entendido como una de las opciones existentes para el apalancamiento financiero en aquellas pequeñas unidades productivas carentes de capital para adquisición de activos productivos que permitan el desarrollo y posible expansión de las mismas, ha jugado un papel preponderante a lo largo de los últimos años.

Es así que el microcrédito ha tenido como actor principal a las denominadas (PYME's), acrónimo que traduce: pequeña y mediana empresa; término adoptado por países como Colombia en donde de acuerdo a la ley 590 del 2000, las empresas colombianas que clasificadas por nivel de activos y número de empleados determina lo siguiente:

- Mediana Empresa:
  - a) Planta de personal entre 51 y 200 trabajadores.
  - b) Activos totales por valor entre 5001 y 15000 salarios mínimos legales vigentes.
- Pequeña Empresa:
  - a) Planta de personal entre 11 y 50 trabajadores.
  - b) Activos totales por valor entre 501 y 5000 salarios mínimos legales vigentes.
- Microempresa:
  - a) Planta de personal no superior a 10 trabajadores.
  - b) Activos totales por valor inferior a 501 salarios mínimos legales vigentes.

En Colombia la cartera de microcrédito ha presentado un crecimiento exponencial en los últimos años, según datos publicados por informes de Asobancaria, se observa que este tipo de cartera registra un saldo total hasta junio del año 2013 de \$7,6 billones de pesos, lo que representa un crecimiento del 19% respecto al año anterior. (Cabrera, 2013).

Este crecimiento continuo y generalizado ha dado lugar a que se aborde con más detenimiento el tema del riesgo asociado al otorgamiento de microcréditos, no solo por el crecimiento en volumen sino también por el crecimiento en el índice de deterioro de la cartera. De esta manera, es necesario partir del concepto alrededor del riesgo de crédito, el cual se puede entender como la probabilidad que los clientes o deudores no cancelen las obligaciones contraídas con las entidades financieras.

Para aplicar e interpretar si determinada variable y/o ratio financiero es significativamente relevante para correr un modelo predictivo, es necesario entender los diversos tipos de análisis existentes en la actualidad, pues cada uno de ellos funciona de acuerdo a las necesidades e información disponible y objetivos propuestos. Dentro del abanico de análisis existentes encontramos:

## **6.2 Analisis Univariable**

Este tipo de análisis tiene como bondad permitir el análisis de una sola variable, pues su entendimiento y comprensión se concentra en explicar una única variable independiente a partir de sus propias características; para ello se utiliza data histórica donde se busca interpretar datos como la media, desviación o sesgo, con el objetivo de analizar la información que se encuentra contenida en los datos estadísticos, para ello uno de los elementos más usados es el análisis a partir de la distribución de frecuencias. (Catalunya, 2014)

## **6.3 Analisis de correlación**

Agrupar varias técnicas estadísticas, que como factor a resaltar, enfoca su análisis de tal manera que permite comparar grupos y estudiar relaciones para medir el grado de asociación entre dos o más variables; todo ello se ve reflejado en el grado de variación conjunta que existe entre dos o más variables inmersas en el estudio. La forma intuitiva de validar si existe este efecto, es a través del análisis visual de un diagrama de dispersión. (Madrid, 2014)

## **6.4 Analisis multivariante**

En este tipo de análisis, su estudio se concentra en dos o más variables independientes que permitan explicar y asociar el comportamiento de una única variable dependiente. Este ejercicio se desarrolla a partir de la agrupación de todos los métodos estadísticos que permiten analizar simultáneamente medidas múltiples. (Figueras, 2014)

Con base a esta información, se puede pasar al siguiente plano, el concerniente al desarrollo de un modelo que permitiera abordar de forma estructurada aquella información vital para dar pie a la implementación de diferentes metodologías a partir de las cuales se busca mitigar el riesgo de crédito.

### **6.5 Riesgo de Crédito**

El Riesgo de crédito se puede definir como la incertidumbre de ocurrencia respecto al pago de las obligaciones financieras por parte de un sujeto de crédito, lo anterior se puede complementar de mejor manera con el concepto que se encuentra enunciado en la circular externa 035 del año 2014 de la SFC en donde encontraremos lo siguiente: “El RC es la 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.” (Colombia., 2013); en ambos casos se coincide en que el riesgo de crédito es la posibilidad de que un prestatario incumpla sus obligaciones.

Para el caso del sistema financiero colombiano a partir del primer semestre del año 2002, la Superintendencia Bancaria presenta una reglamentación donde exige la puesta en marcha de un sistema de administración de riesgos, definiendo políticas claras y precisas sobre dichos procesos para la evaluación, calificación, cubrimiento y control de las gestiones correspondientes.

Con el objetivo de determinar criterios mínimos para un adecuado control y seguimiento en cuanto a la administración de riesgos de crédito, la Superintendencia Financiera de Colombia (en adelante SFC) definió una serie de reglas relativas a la gestión de riesgo crediticio; para ello desarrolló el denominado “Sistema de Administración del Riesgo Crediticio (SARC)”; en él se contemplan elementos como políticas de administración del riesgo de crédito, procesos de administración asociados al mismo, Modelos internos o de referencia para la estimación o cuantificación de pérdidas esperadas, sistemas de provisiones para cubrir el riesgo de crédito y procesos de control interno (Colombia, 2012).

Un aspecto a resaltar, es el hecho de que dicho sistema es de uso obligatorio en entidades como establecimientos bancarios, corporaciones financieras, compañías de financiamiento, cooperativas financieras, organismos cooperativos de grado superior y todas aquellas entidades vigiladas por la SFC que dentro de su objeto social principal se encuentren autorizadas para otorgar crédito, tal cual como se menciona en la circular externa 035 de 2012 en el capítulo 2 de Reglas relativas (Colombia., 2013).

En Colombia la forma en cómo llevar a cabo o administrar el SARC (Sistema de Análisis de Riesgo de Crédito) ha tomado fuerza durante los últimos años gracias a las exigencias que ha establecido la Superintendencia Financiera. Cabe destacar que este sistema busca realizar el control y seguimiento sobre todos aquellos procesos que se relacionen con el riesgo de crédito dentro de los cuales encontramos procesos relacionados con el otorgamiento, comportamiento histórico de pagos de los clientes, provisiones, entre otros. Sin embargo, no se trata sólo de un sistema de monitoreo de moras o flujos de pago, sino de un sistema que permita definir los perfiles de riesgo de los deudores a través del análisis de información financiera de los mismos, de su historial de pagos y el entorno macroeconómico.

Adicionalmente lo que se busca es que las entidades financieras cuenten con unas políticas claras sobre los diversos procesos de administración del riesgo de crédito, en la medida en que se defina la la forma en cómo se llevará a cabo la calificación, medición, control y el cubrimiento de este tipo de riesgo.

### **6.6 Credit Scoring.**

El modelo credit scoring se empezó a implementar a partir de 1950, su uso se generalizó en los 90's gracias al desarrollo de recursos tecnológicos y estadísticos en los Estados Unidos.

Según Hand & Hanley (1997) los credit scoring se definen como procedimientos estadísticos utilizados para clasificar a aquellos solicitantes de un crédito e inclusive para clasificar a los clientes actuales de una entidad crediticia; ello con el fin de emitir un concepto según el tipo de riesgo “bueno o malo”.

La administración y análisis del riesgo de crédito juega entonces un papel importante en la gestión de riesgos financieros, especialmente en el momento de otorgar algún tipo de crédito respecto a la capacidad que se tenga para discriminar a los clientes.

El objetivo principal de estos modelos es la evaluación del riesgo de crédito, entendido como la estimación de probabilidades de default, ordenando a los deudores y solicitantes de financiamiento en función de su riesgo de incumplimiento. (Gutiérrez M. A., 2007).

## **6.7 Modelos Credit scoring empleados por la banca según metodología estadística aplicada**

### **6.7.1 Análisis discriminante**

Técnica que permite simultáneamente estudiar el comportamiento de un grupo de variables independientes con el objeto de clasificar los casos en grupos pre definidos con la condición de ser mutuamente excluyentes (Fisher, 1936).

Visto de forma conceptual, se puede decir que el análisis discriminante es similar al análisis de varianza multi-variante de un factor, teniendo en cuenta que solo admite variables cuantitativas. Si alguna variable independiente es categórica es recomendable emplear la regresión logística. De esta manera, el objetivo que sigue el análisis discriminante es a partir de la información con que se cuenta acerca de cierta población realizar un proceso de discriminación o clasificación de la misma.

En resumen, si se cuenta con cierto número de variables que a su vez pertenecen a una población de la cual se extrajo una muestra representativa, lo que se pretende con este tipo de análisis es encontrar qué variables o qué combinación de ellas es la que mejor logra discriminar o agrupar dicha población.

### **6.7.2 Modelo de probabilidad lineal (MLP)**

Modelo de probabilidad ampliamente utilizado en los 60's basado en la estimación a partir de mínimos cuadrados ordinarios, donde básicamente la variable Y (cualitativa) sirve como indicadora ocurrencia o no de un evento.

El precursor de esta técnica en modelos aplicados para préstamos de crédito al consumo fue (Orgler, 1970), quien se destacó por contar con una alta fiabilidad en el poder predictivo respecto a las variables sobre el comportamiento de los clientes. Para ello se basó en la clasificación de cuatro grandes grupos: rentabilidad, apalancamiento, liquidez y tipo de actividad.

Este tipo de modelos también se conocen como modelos de elección binaria en los cuales los individuos se enfrentan a una elección entre dos posibles alternativas, y en donde dicha elección o decisión depende de ciertas características que se consideran identificables. Explicado de otra

manera, lo que busca este modelo es encontrar la relación que existe entre cierto grupo de variables o características que describen un individuo y la probabilidad de que ese mismo individuo tome una decisión determinada.

Una característica fundamental de este tipo de modelo es que cuenta con una variable independiente la cual es dicotómica, es decir, que puede tomar dos valores, y la cual a su vez se encuentra en función de otras variables explicativas.

### 6.7.3 Modelos Logit

Modelo conocido como función de distribución logística que permite calcular la probabilidad que tiene un cliente de pertenecer a un grupo definido previamente (pagador o no pagador). Estos grupos se clasifican de acuerdo a características comportamentales de una serie de variables independientes para cada observación. (Arnold E. , 1991). Este tipo de modelo busca predecir el comportamiento de una variable dependientes de naturaleza dicotómica, es decir, que toma el valor de 0 o de 1.

Este modelo utiliza una función de transformación  $F(x)$  con las siguientes propiedades:

#### Ecuación 1 Función de transformación $f(x)$

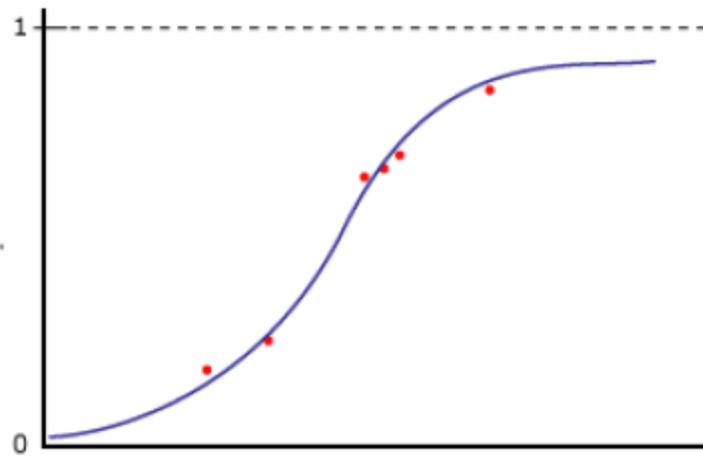
$$F(-\infty) = 0, \quad F(\infty) = 1 \quad \text{y} \quad f(x) \equiv \frac{dF(x)}{dx} > 0$$

Nota: Funcion de transformación, tomado de (Gujarati, 2010).

Donde  $F(x)$  es una función que está delimitada dentro del intervalo  $[0,1]$ , esto con el fin de definir una relación entre las variables dependientes e independientes que se asemeje a una curva con forma relativa de S.

En la siguiente grafica se puede apreciar fácilmente dicho comportamiento, en donde la probabilidad se acerca a cero en los niveles bajos para la variable independiente, pero a medida que los niveles aumentan, la probabilidad sobre la curva lo hace de la misma manera aunque con una disminución en la pendiente a medida que la probabilidad se acerque a 1. (Gujarati, 2010).

**Gráfico 1 Curva característica de la regresión logística**



Nota: Curva característica de la regresión logística, tomado de (Gujarati, 2010).

Visualmente podemos reconocer la forma del gráfico 1, pero para mayor claridad relacionamos la fórmula matemática que se puede expresar de la siguiente forma:

**Ecuación 2 Factorización fórmula 1**

$$\frac{P_i}{1 - P_i} = \frac{1 + e^{Z_i}}{1 + e^{-Z_i}} = e^{Z_i}$$

Nota: Factorización fórmula 1, tomado de (Gujarati, 2010).

Esta ecuación se conoce como función de distribución logística acumulada, función que intrínsecamente es lineal, donde para quitar el efecto lineal, se deberá tomar el logaritmo natural para obtener la siguiente fórmula:

### **Ecuación 3 Ecuación de distribución logística acumulada**

$$L_i = \ln\left(\frac{P_i}{1-P_i}\right) = \beta_1 + \beta_2 + \mu_i$$

Nota: Ecuación de distribución logística acumulada, (Gujarati, 2010).

A partir de esta fórmula se puede denominar el modelo Logit. (Gujarati, 2010). De esta manera el modelo logit consigue que la relación que existe entre la variable independiente y las explicativas no sea lineal, lo cual si ocurre en el análisis discriminante y por lo que dicho modelo acoge la forma de S entre 0 y 1, tal y como se mostró en la última gráfica. Así, el análisis logit se basa en la hipótesis de que cambios en las variables exógenas no afectan de la misma manera o en la misma proporción a la variable endógena.

Algunas características del modelo logit son:

1. A medida que P va de 0 a 1, el logit L va de  $-\infty$  a  $+\infty$ , es decir, que aunque las probabilidades se encuentran entre 0 y 1, los logit no están acotados de esta forma.
2. Aunque L es lineal en X, las probabilidades en si mismas no lo son.
3. Si L, el logit, es positivo, significa que cuando se incrementa el valor de las variables regresoras o explicativas aumentan las posibilidades de que la regresada sea igual a 1. Si L es negativo, las posibilidades de que la regresada sea igual a 1 disminuyen conforme se incrementa el valor de X.

Para que el modelo logit pueda ser aplicado es necesario que las variables exógenas sean linealmente independientes, lo cual conlleva a que se realice un análisis de componentes independientes, el cual a su vez consiste en un método estadístico que busca describir la variación

producida por la observación de cierto número de variables aleatorias en términos de otro conjunto de nuevas variables que se interrelacionan entre sí.

## 6.8 Indicadores Financieros

Las variables explicativas de la probabilidad de incumplimiento y que a su vez harán parte del modelo que se pretende proponer para el presente trabajo serán elegidas con base en los trabajos desarrollados por diversos autores enunciados anteriormente, con ello se pretende determinar cuáles son los indicadores y variables que impactan en la medición del riesgo de crédito para las microempresas.

Dentro de la baraja de indicadores existentes para el análisis empresarial, se pueden encontrar diferentes tipos de indicadores para medir o evaluar la eficiencia de una empresa. A continuación se describen los principales grupos indicadores utilizados:

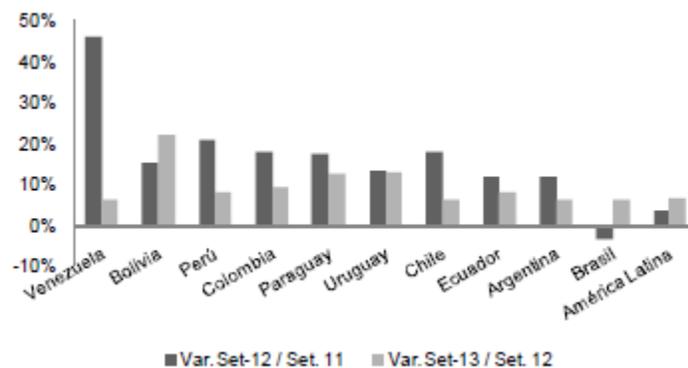
- **Indicadores de Liquidez:** Cobran alta relevancia pues como lo anota Héctor Ortiz Anaya en su libro *Análisis financiero aplicado* (Anaya, 2011). “Miden la capacidad que tienen las empresas para cancelar sus obligaciones de corto plazo. Mecanismo para establecer la facilidad o dificultad que presenta una compañía para pagar sus pasivos corrientes con el producto de convertir a efectivo sus activos corrientes” (Anaya, 2011). Dentro de este grupo seleccionamos los siguientes:
  - Razón Corriente
  - Capital neto de trabajo
  - Prueba Acida
  
- **Indicadores de Eficiencia y/o Actividad:** Seleccionados porque permiten identificar la relación y gestión eficiente de los recursos empresariales a través del uso de sus activos en relación a la velocidad de recuperación del valor aplicado a ellos; determinando igualmente la productividad con la cual se administran los recursos. Para este segundo bloque se seleccionaron los siguientes indicadores:
  - Rotación de inventarios

- Rotación de cartera
  - Periodo de cobro
  - Rotación de activos
  - Ciclo de efectivo
  - Eficiencia (Gato administrativo / Margen Financiero)
- 
- **Indicadores de Rentabilidad:** Permiten identificar el grado de cumplimiento de los objetivos estimados según el modelo de la operación de cada empresa “midiendo la efectividad de su gestión para controlar los costos y gastos, para convertir las ventas en utilidades” (Anaya, 2011). Estos indicadores permiten evaluar la relación de rentabilidad generada con recursos propios “accionistas” vs rentabilidad generada por parte de los activos empleados en la operación. Para esta categoría seleccionamos los siguientes indicadores:
    - Margen Bruto
    - Margen Operacional
    - Margen Neto
    - Rendimiento del Patrimonio (ROE)
    - Rendimiento del Activo (ROA)

## 7. ANTECEDENTES SOBRE EL CRÉDITO Y LAS PYMES EN AMERICA LATINA

En los últimos años el sistema bancario latinoamericano ha tenido un buen desempeño en términos de volumen de negocios, accesibilidad al sistema, entre otros factores. Sin embargo se ha observado una desaceleración en lo referente al crecimiento de la cartera de créditos, ya que aunque continúan creciendo, lo está haciendo un ritmo más lento que el que venían presentando. Esta situación se puede observar en el siguiente gráfico en donde se compara el crecimiento que ha tenido el crédito en América Latina en el año 2012 y 2013:

Gráfico 2 Variación del crédito en América Latina



Nota: Variación del crédito en América Latina tomado de (Asociación de Bancarios del Uruguay, 2014)

Como se puede observar sólo Brasil y Bolivia tuvieron un incremento en la velocidad de crecimiento de sus carteras de crédito para el año 2013. Este freno en el crecimiento de la cartera puede tener varias causas como por ejemplo la incertidumbre que se genera respecto al desarrollo de las políticas monetarias internacionales, así como a las variaciones en la tasa de cambio y en las tasas de interés.

Al hablar específicamente del crédito para PYMES cabe destacar que menos del 15% de la cartera total de la región está destinada a este tipo de empresas, lo cual indica que las PYMES aún tienen oportunidad para crecer su participación dentro del sistema financiero. En gran parte de los países de América Latina son precisamente este tipo de empresas las que generan mayor parte del

empleo, por lo que es necesario que la inclusión de estas sociedades a los sistemas de financiamiento mejore ya que es claro entre mayores sean las oportunidades para acceder a recursos para inversión en capital de trabajo y otros bienes productivos, mayores serán las posibilidades de crecimiento y competitividad para las PYMES.

De acuerdo con el informe para el año 2014 sobre El Análisis del entorno para la inclusión financiera presentado por el BID, aquellos países de América Latina que se encuentran en la lista de los 10 países del mundo con las mejores condiciones para ampliar el acceso a servicios financieros son: Perú, Colombia, Chile, Bolivia y México.<sup>1</sup>

Este informe tiene en cuenta aspectos como el apoyo que prestan los diferentes gobiernos a los procesos de inclusión financiera en las diversas regiones, la regulación y normatividad existente tanto para la prestación de crédito como para el ahorro, entre otros. Teniendo en cuenta que estos son los países de América Latina que más se destacaron en este estudio y que por lo tanto son los que han podido tener mayores avances en términos del manejo de sus sistemas financieros, se decidió analizar los principales aspectos del manejo y la situación actual del otorgamiento de crédito en cada uno de ellos.

## **8. CASOS DE ESTUDIO – PAISES LATINOAMERICA**

### **8.1 Bolivia.**

#### **8.1.1 Antecedentes y situación del sistema financiero boliviano.**

Para el año 2014 la cartera bruta del sistema financiero boliviano alcanzó los USD14 millones con un crecimiento del 16%, este crecimiento se vio favorecido por un mayor financiamiento por parte de los bancos múltiples<sup>2</sup>.

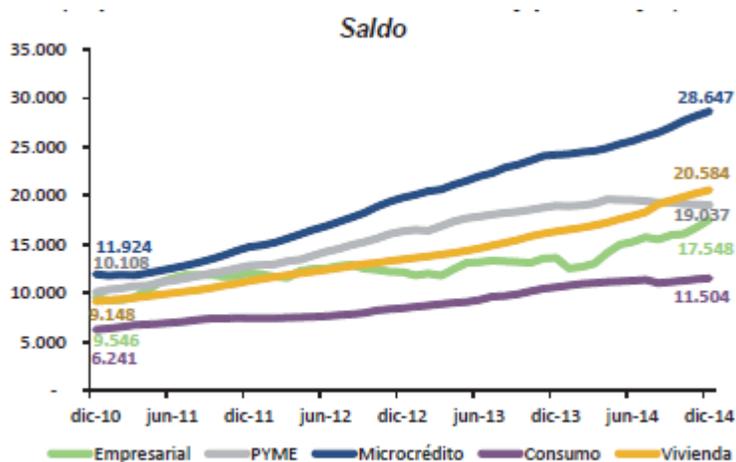
---

<sup>1</sup> Datos tomados de del Banco Interamericano de Desarrollo, fuente:  
<http://www.iadb.org/es/noticias/comunicados-de-prensa/2014-11-06/microscopio-global-2014,10975.html>

<sup>2</sup> Datos tomados del Banco Central de Bolivia, fuente:  
[https://www.bcb.gob.bo/webdocs/politicascbcb/IEF\\_ENERO\\_2015.pdf](https://www.bcb.gob.bo/webdocs/politicascbcb/IEF_ENERO_2015.pdf)

Al analizar la cartera por tipo de crédito cabe señalar que el crédito de vivienda, empresarial y microcrédito fueron los que presentaron mayor crecimiento durante el año 2014. A continuación se presenta el crecimiento que ha tenido la cartera bruta discriminada por el tipo de crédito:

**Gráfico 3 Comportamiento de la cartera por tipo de crédito**  
(Expresado en millones de bolivianos y porcentajes)



Nota: Comportamiento de la cartera por tipo de crédito, tomado de (Banco Central de Bolivia, 2015)

Como se puede observar la cartera de microcrédito es la muestra la mayor participación y el mayor dinamismo del sistema, seguida por la cartera PYME y la empresarial. En este contexto, cabe destacar que el crédito otorgado a todo tipo de empresas tanto pequeñas como grandes se incrementó en un 25% alcanzando los USD9.509 millones con una participación del 67% en el total de la cartera<sup>3</sup>.

Por el lado del microcrédito cabe destacar que hubo un mayor financiamiento a las microempresas con un crecimiento respecto al año 2013 de 18,4%. Específicamente, el crédito para la empresa PYME tuvo una tasa de crecimiento sólo de 0,4% lo cual se atribuye a que se han

<sup>3</sup> Datos tomados del Banco Central de Bolivia, fuente:  
[https://www.bcb.gob.bo/webdocs/politicascbcb/IEF\\_ENERO\\_2015.pdf](https://www.bcb.gob.bo/webdocs/politicascbcb/IEF_ENERO_2015.pdf)

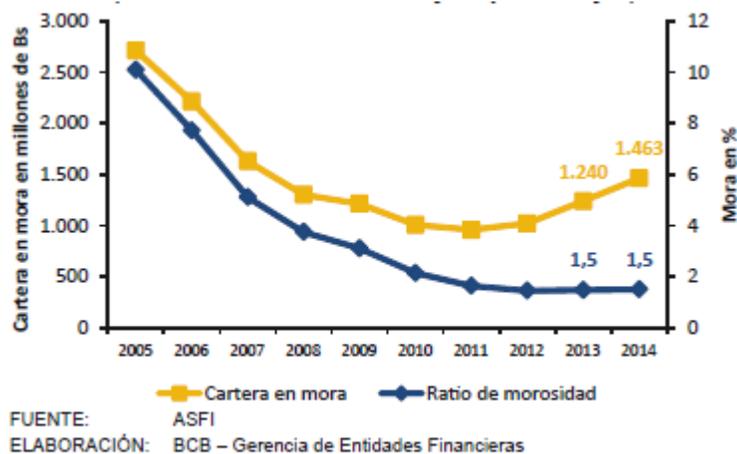
establecido normas más estrictas en lo referente a los requerimientos de información financiera para los estudios de crédito.

Otro de los factores que favorecen el crecimiento de la cartera otorgada a las empresas es precisamente el aumento del número de empresas que se crean cada año, por ejemplo para el año 2014 en Bolivia se crearon 21.134 empresas, esto a su vez impulsa el crecimiento de la industria, del empleo y otros indicadores macroeconómicos.

Al hablar de las tasas de interés para los créditos otorgados a las empresas es importante destacar que disminuyeron respecto al año 2013 en aproximadamente 2 puntos básicos, lo cual contribuye a que las empresas soliciten mayor financiamiento a través de las entidades bancarias ya que sus gastos de financieros tienden a disminuir. Cabe destacar que al comparar las tasas de interés existe un alta brecha entre la de microcrédito y la tasa empresarial, por ejemplo para el año 2014 la tasa de microcrédito fue en promedio de 16.6% mientras que la empresarial fue de 5.7%.<sup>4</sup>

Con respecto al riesgo de crédito es importante señalar que el indicador de ratio de morosidad se mantuvo igual al año 2013, ubicándose en 1.5% tal y como se muestra en la siguiente gráfica:

**Gráfico 4 Cartera en mora y ratio de morosidad (en millones de bolivianos y porcentaje)**



Nota: Cartera en mora y ratio de morosidad, tomado de (Banco Central de Bolivia, 2015)

<sup>4</sup> Datos tomados del Banco Central de Bolivia, fuente:  
[https://www.bcb.gob.bo/webdocs/politicascbc/IEF\\_ENERO\\_2015.pdf](https://www.bcb.gob.bo/webdocs/politicascbc/IEF_ENERO_2015.pdf)

Este grafico permite concluir que existe los deudores están siendo cumplidos con sus obligaciones con el sistema financiero, ya que aunque la cartera en mora se ha incrementado el ratio de morosidad se ha mantenido gracias a que la cartera total también se ha incrementado y a que los solicitantes de crédito han mostrado una buena capacidad de pago. Al igual que en Colombia, la cartera de créditos se encuentra calificada con letras existiendo 6 categorías de la A a la H, donde la letra A es la que representa menor riesgo. Para diciembre del año 2014 los créditos calificados en A representaron el 97% de la cartera total lo cual se puede interpretar como una muestra de la buena calidad de la cartera con la que cuenta el sistema financiero boliviano.

Para disminuir este tipo de riesgo el sistema financiero boliviano acude a solicitar garantía para el desembolso de sus créditos, una muestra de esto es que a corte de septiembre de 2014 el 49% de los créditos otorgados contaban con garantía hipotecaria y el 19% con garantía prendaria.<sup>5</sup>

Al exigir garantías los bancos están mitigando el riesgo de no recuperar su cartera, ya que al momento en que los deudores no cancelen las cuotas de sus créditos pueden hacer efectivas estas garantías.

### **8.1.2 Las Pymes y el riesgo de crédito**

Para el caso de Bolivia es posible comparar la forma en cómo se maneja el riesgo para las pequeñas empresas con la manera en como se ha tratado el microcredito o las microfinanzas, las cuales se han desarrollado con gran éxito y se han convertido en punto de partida para toda la región.

Las microfinanzas en Bolivia comenzaron en la década de los 80' cuando se comenzaron a crear Entidades Sin Ánimo de Lucro conocidas como ONGs, cuyo objetivo era brindar fuentes de financiamiento a microempresarios que no tenían muchas facilidades para acceder a fuentes de financiamiento para el desarrollo de sus operaciones. En los años 90' estas ONGs comienzan a formalizarse y pasan a ser instituciones financieras reguladas dedicadas a brindar apoyo a pequeños empresarios, cabe destacar que al formalizarse este tipo de instituciones recibieron un gran número de ventajas una de las más importantes es la facilidad de acceder a mayores fuentes de

---

<sup>5</sup> Datos tomados del Banco Central de Bolivia, fuente:  
[https://www.bcb.gob.bo/webdocs/politicascbcb/IEF\\_ENERO\\_2015.pdf](https://www.bcb.gob.bo/webdocs/politicascbcb/IEF_ENERO_2015.pdf)

financiamiento lo que a su favorece a los empresarios quienes pueden recibir recursos a menores costos financieros.

Al analizar el caso boliviano es necesario hablar del Banco Solidario más conocido como Bancosol, esta entidad la cual comenzó como ONG y en 1992 se creó como Banco ha alcanzado cifras que lo han llevado a convertirse en un referente de microfinanzas en la región. Para el año 2014 contaba con 433 puntos de atención, cabe destacar que en su propósito por apoyar a los microempresarios la red de Bancosol se ha extendido a zonas rurales, ubicando puntos de atención en pequeños comercios o tiendas de barrio, para lo cual han establecido innovadoras estrategias como puntos de atención móviles que se desplazan por zonas a donde otras entidades bancarias no han mostrado mayor interés en llegar.

Para el año 2014 Bancosol ocupó el primer lugar del ranking de las 100 mejores entidades microfinancieras de América Latina, estudio que es elaborado por el Fondo Multilateral de Inversiones (FOMIN) el cual a su vez es miembro del Banco Interamericano de Desarrollo (BID). Este primer puesto dentro de la larga lista lo ha conseguido gracias a factores como su cartera, la cual para en agosto del año 2014 era de USD1.000 millones, esta cartera a su vez se encuentra distribuida en aproximadamente 250.000 microempresarios.<sup>6</sup>

Uno de los factores a resaltar de este nivel de cartera que ha alcanzado esta entidad, es que su índice de mora se ha mantenido por debajo del 1% siendo el indicador más bajo en todo el mercado financiero boliviano.

El éxito evidenciado se puede atribuir a que han diseñado productos a partir de las necesidades de sus clientes para lo cual han utilizado técnicas como grupos focales con el fin de saber con claridad qué es lo que esperan sus clientes en cuanto a las características de los productos financieros como plazos, tasas de interés, entre otras condiciones. También han venido invirtiendo en tecnología con el fin de dar mayor agilidad a su proceso de aprobación de créditos y así lograr dar respuesta a sus clientes en el menor tiempo posible.

---

<sup>6</sup> Datos tomados del artículo "BancoSol ocupa el primer lugar entre las 100 microfinancieras de América" en la página de Bolivia Emprende, fuente: <http://boliviaemprende.com/noticias/bancosol-ocupa-el-primer-lugar-entre-las-100-microfinancieras-de-america>

Para la reducción de riesgos Bancosol ha optado como estrategia aumentar su nivel de provisiones teniendo en cuenta los créditos que entran en mora lo que les otorga mayor tranquilidad al contar un colchón adecuado para afrontar este tipo de riesgo.

Otro de los factores que ha influido en el éxito de BancoSol es que han venido adaptando las políticas de crédito más conocidas como por ejemplo la no exigencia de garantías reales de acuerdo al mercado o región concreta en la que se desarrollan. Dentro de sus principales estrategias se encuentra la innovación constante en lo referente a modelos de Credit Scoring en los cuales se analiza la morosidad de la cartera, probabilidad de pago, segmentación de sus clientes, entre otros indicadores.

En Bolivia al igual que en la mayoría de países los reportes de las calificadoras de riesgo han jugado un papel importante al momento de tomar las decisiones para el otorgamiento de crédito por parte de las entidades financieras, ya que proporcionan información histórica sobre los niveles de endeudamiento de los posibles clientes, así como el comportamiento de pago que han tenido, lo que a su vez contribuye a crear un perfil de los deudores que contribuye a que la entidad se logre hacer una expectativa sobre la capacidad y hábito de pago de sus clientes.

Actualmente en Bolivia cuentan con dos centrales de riesgo que son Infocredit y Enserbic las cuales fueron creadas para atender al sector de microfinanzas, aunque estas entidades pueden llegar a presentar falencias en lo que se refiere a la actualidad de la información ya que una vez recibida se tardan alrededor de 20 días en publicarla, en general Bolivia cuenta con buenas fuentes de información para el análisis crediticio ya que la totalidad de las entidades tanto reguladas como las no reguladas reportan oportunamente su información y hacen uso de estos reportes.

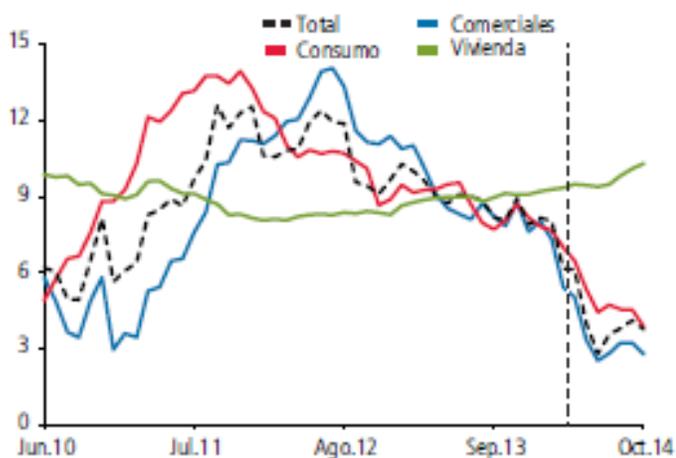
Otro factor que puede influir al momento de tomar decisiones de otorgamiento de crédito en Bolivia es la legislación, ya que en enero del año 2015 el gobierno expidió un decreto en el cual se establecen unas metas de cartera de crédito destinadas al sector productivo, es decir, que las entidades financieras deben tener un nivel mínimo de préstamos destinados a pequeñas y medianas empresas que hacen parte del sector productivo boliviano. Esto afecta en la medida en que los Bancos podrían sentirse presionados a cumplir estas metas y podrían otorgar créditos a clientes que no cumplen con las políticas o niveles mínimos de riesgo, pero por otro lado también es una medida que toma el gobierno para incentivar la inversión de las empresas PYME y el crecimiento de la industria.

## 8.2 Chile

### 8.2.1 Antecedente y situación del sistema financiero chileno

De acuerdo al informe de estabilidad financiera generado por el Banco Central de Chile el crecimiento tanto del crédito comercial como del crédito de consumo se redujo para el año 2014, en la siguiente gráfica se muestra el comportamiento su comportamiento en los últimos años:

Gráfico 5 Variación por tipo de cartera de crédito (porcentaje)



Nota: Variación por tipo de cartera de crédito, tomado de (Banco Central de Chile, 2014)

Como se puede observar el incremento en la cartera de créditos se ha presentado específicamente en el crédito hipotecario. El descenso que se viene evidenciando en el crédito comercial va ligado a la desaceleración que se ha dado en algunos sectores como el comercio, el sector minero y el de servicios. Por otra parte, cabe destacar que como una medida para incentivar la inversión el gobierno ha venido reduciendo las tasas para los créditos comerciales, por lo que la contracción registrada anteriormente se puede atribuir principalmente a factores de falta de demanda por parte de los consumidores, lo que hace que a su vez las empresas no necesiten tanto financiamiento bancario.

Respecto a la calidad de cartera cabe destacar que el índice de morosidad que se mide como la participación porcentual que tiene la cartera vencida a los noventa días sobre el total de cartera se

mantuvo en 1.6% en el año 2014. Sin embargo los castigos de cartera han subido en la banca comercial, lo cual da evidencia de que muchas empresas no han tenido la suficiente liquidez para cumplir con sus obligaciones. Esto a su vez origina que los Bancos tengan que incrementar su gasto en provisiones para poder estar cubiertos ante cualquier eventualidad de impago por parte de sus clientes.

### **8.2.2 Inclusión de las pymes y riesgo de crédito**

A pesar de los múltiples inconvenientes que tienen las pequeñas empresas para acceder a créditos bancarios, en Chile esta situación ha venido mejorando, ya que de acuerdo a información del Banco Mundial más del 70% de las pequeñas y más del 80% de las medianas tienen acceso a créditos.

Esta información también se puede corroborar con cifras de la Superintendencia de Bancos e Instituciones Financieras (SBIF) las cuales muestran que entre septiembre de 2010 a septiembre de 2013 se incrementó en un 43% la cartera de créditos comerciales. Todos estos datos son una muestra del compromiso que ha tenido la banca Chilena con el desarrollo de este segmento de empresas<sup>7</sup>.

Para lograr estos objetivos de mejorar la inclusión de las PYMES al sistema financiero, en Chile se hacen constantemente encuestas a los pequeños empresarios cuyos resultados han arrojado que las principales causas por las cuales se les niega el crédito bancario a este tipo de empresas es por su historial crediticio y por la falta de garantías. Esto ha llevado a que el gobierno genere garantías estatales con el fin de darle mayor opción a las pequeñas empresas que no cuentan con garantías reales como hipotecas para respaldar sus préstamos.

Respecto al riesgo de crédito específicamente cabe destacar que desde hace aproximadamente 10 años la SBIF ha establecido normas o prácticas en los procesos de análisis de las empresas para el otorgamiento de crédito, como por ejemplo incluir los riesgos asociados al tipo de cambio, tasas y plazos, con el fin de tener en cuenta los diferentes escenarios a los que se ven expuestas las empresas. Durante este periodo también se introdujeron cambios respecto al cálculo de provisiones,

---

<sup>7</sup> Datos tomados de La Asociación de bancos de Chile, fuente:  
[http://www.abif.cl/admin/uploads/file\\_52e1820eb90c8.pdf](http://www.abif.cl/admin/uploads/file_52e1820eb90c8.pdf)

ya que pasaron de ser calculadas con base en la morosidad histórica de los deudores a ser calculadas de acuerdo al comportamiento esperado de los mismos. Teniendo en cuenta estos nuevos criterios, se establecieron dos tipos de modelos de evaluación:

- **Modelos individuales:** La calificación que arroja este tipo de modelo está construida con datos de cada banco y por lo general se basan en características como capacidad de pago, garantías propuestas por los deudores, plazos, tasas, y factores externos de riesgo como el sector y la experiencia de los dueños de los negocios.
- **Modelos de evaluación grupal:** Estos modelos consisten en evaluar cierto número de créditos y que pueden ser agrupados debido que tienen características similares. Este tipo de modelo se utiliza para analizar créditos de montos bajos como por ejemplo aquellos pertenecientes a la cartera de consumo o hipotecarios. La principal fuente de información para este tipo de modelo es el comportamiento de pago de los deudores, por lo cual es fundamental contar con información empírica.

En los últimos años los bancos de Chile han optado prácticas mucho más restrictivas de acuerdo al cálculo de sus provisiones ante posibles impagos por parte de sus deudores, ya que ahora no sólo realizan provisiones por los créditos desembolsados sino que también lo hacen por los montos que son aprobados aunque las líneas de crédito no hayan sido utilizadas.

Adicionalmente, se han venido incorporando en el análisis del riesgo de la cartera parámetros como la probabilidad de incumplimiento (PI) y la tasa de pérdida dado el incumplimiento (PDI). Toda esta nueva normativa ha hecho que se establezcan categorías para los créditos comerciales, las cuales también sirven para establecer los niveles o porcentajes de provisiones que deben tener los bancos, estas categorías son:

1. **Cartera Normal:** Hace referencia a aquellos deudores que cuentan con la capacidad de pago suficiente para atender sus obligaciones y que no presentan señales de alarma que indiquen que esta situación va a cambiar. Este tipo de cartera por lo general se provisiona entre un 3% y un 9%.
2. **Cartera Subestandar:** Dentro de esta categoría se incluyen clientes que han presentado dificultades financieras para atender sus obligaciones. Cabe destacar que el proceso de clasificación de los clientes en alguna de estas categorías depende del análisis de factores como el sector en que

se desempeña el deudor, indicadores financieros, historial de pago, entre otros. El rango de provisiones que se utiliza para este tipo de cartera oscila entre el 13.9% y el 43.9%.

3. Cartera en Incumplimiento: Corresponde a aquellas empresas que muestran un deterioro en su capacidad de pago, y por lo tanto la recuperación de estos saldos es inviable.

Como se puede observar las prácticas del sistema financiero chileno cuenta con similitudes respecto a algunos términos utilizados en nuestro país, como la inclusión de la probabilidad de incumplimiento, el uso de las provisiones para los diferentes tipos de cartera, entre otros. Adicionalmente, es de resaltar los esfuerzos del gobierno y de las entidades financieras para acelerar el proceso de inclusión de las PYMES y microempresas al sistema bancario.

## **8.3 Perú**

### **8.3.1 Antecedentes**

Durante la última década, el microcrédito ha reportado cifras positivas en cuanto a su dinámica de crecimiento, alcanzando un alto nivel de desarrollo en el Perú; ésta dinámica se sustenta en gran medida gracias al impulso macroeconómico de dicho país. Entre el 2010 y 2013 la economía peruana creció en promedio a tasas del 6,7%<sup>8</sup>, resultado obtenido principalmente por dinamismo ejercido en el consumo e inversión privada.

El crecimiento del microcrédito no solamente se explica por los buenos resultados de la economía peruana sino también gracias a la evolución e integración de nuevos actores dentro del sistema financiero de dicho país, pues como bien lo menciona Giovanna Aguilar en su artículo Microfinanzas y crecimiento regional en el Perú “La expansión de la actividad financiera es producto no solo de un aumento de la intermediación bancaria sino también del crecimiento de la intermediación de un conjunto de instituciones microfinancieras (IMF) reguladas por la Superintendencia de Banca, Seguros y AFP (SBS), especializadas en ofrecer servicios financieros de pequeña escala (principalmente créditos y depósitos) a hogares de medios y bajos ingresos y a micro y pequeñas empresas (MYPE) y con una marcada actuación regional (local). Este subsector

---

<sup>8</sup> Datos tomados del Banco Mundial, Fuente: <http://datos.bancomundial.org/>

del sistema financiero peruano está conformado por Cajas Rurales de Ahorro y Crédito (CRAC), Cajas Municipales de Ahorro y Crédito (CMAC), Entidades de Desarrollo de la Pequeña y Microempresa (EDPYME), financieras y un banco especializado en microfinanzas”; que se traduce en una mayor profundización y bancarización para las PYMES/EDPYMES al tener más opciones de acceso a fuentes de financiación con tasas más competitivas para ellos.

### 8.3.1 Composición sistema Financiero peruano – Microcrédito

El sistema financiero peruano está conformado por un gran número de instituciones; dentro de ella se encuentra actores especializados en distintos segmentos tal cual como se mencionaba anteriormente en el párrafo escrito de Giovanna Aguilar. Se encuentra que la distribución en torno a la composición del número de entidades financieras que brindan acceso al microcrédito en Perú está representada en gran porción por instituciones no bancarias, con una participación superior al 55% sobre el total de empresas e instituciones del sistema financiero (ver tabla 1).

**Tabla 1 Sistema financiero peruano, número de empresas.**

	<b>dic-12</b>	<b>dic-13</b>	<b>dic-14</b>
<b>Empresas bancarias</b>	<b>16</b>	<b>16</b>	<b>17</b>
<b>Empresas financieras</b>	<b>11</b>	<b>12</b>	<b>12</b>
<b>Instituciones microfinancieras no bancarias</b>	<b>33</b>	<b>31</b>	<b>33</b>
Cajas municipales (CM)	13	13	12
Cajas rurales de ahorro y crédito (CRAC)	10	9	10
Entidades de desarrollo de la pequeña y microempresa (Edpyme)	10	9	11
<b>Empresas de arrendamiento financiero</b>	<b>2</b>	<b>2</b>	<b>2</b>
<b>SISTEMA FINANCIERO</b>	<b>62</b>	<b>61</b>	<b>64</b>

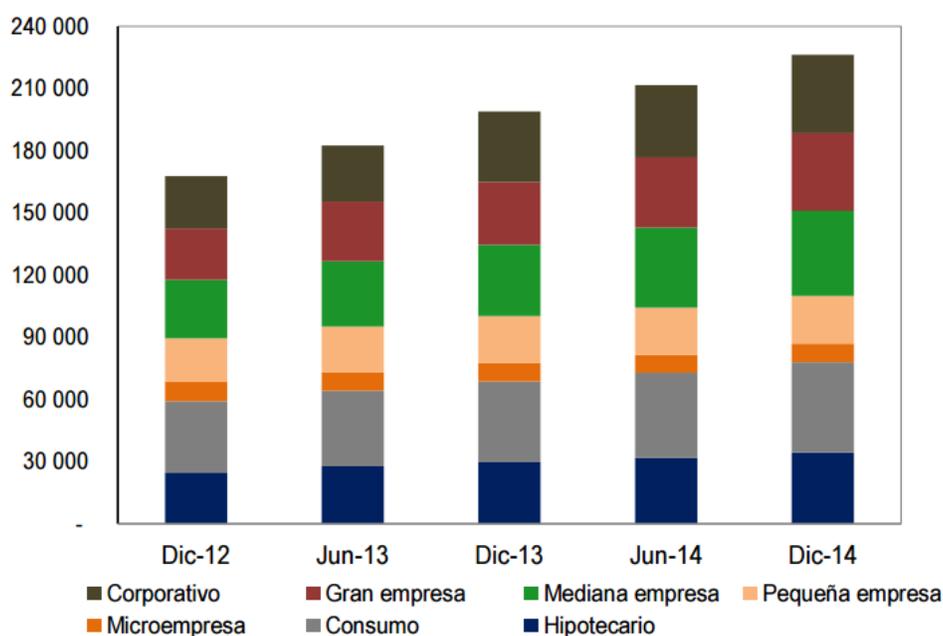
Nota: Sistema financiero peruano, número de empresas, tomado de (Superintendencia de Banca, Seguros y AFP, 2014)

No obstante, son las empresas bancarias quienes desde la óptica de colocación de créditos (saldo de cartera) explican el 88,82% de los activos con un saldo de S/. 289 482 millones, en tanto

las empresas financieras e instituciones microfinancieras no bancarias (CM, CRAC y Edpyme) representan el 4,57% y el 6,43% del total de activos, respectivamente. (Cifras a diciembre de 2014).

Como se muestra en el gráfico 6, en términos de colocación de créditos, es decir el dinero que se le ha prestado a las PYMES/EDPYMES, se tiene la siguiente información reportada por el sector financiero:

**Gráfico 6 Evolución de los créditos por tipo (en millones de S/.)**

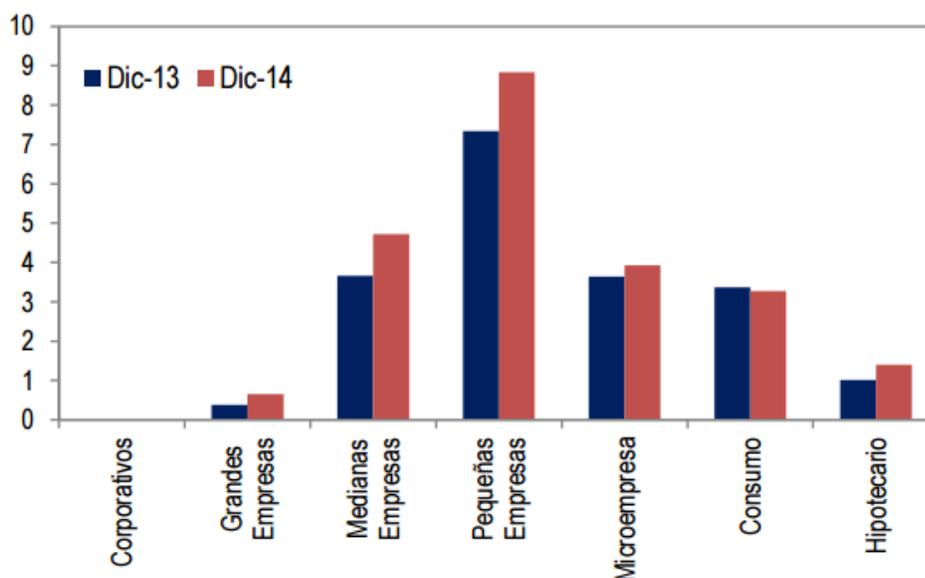


Nota: Evolución de los créditos por tipo, tomado de (Superintendencia de Banca, Seguros y AFP, 2014)

La cartera y los créditos colocados a las pequeñas empresas alcanzaron S/. 23 017 millones (10,17%), las microempresas S/. 8 971 millones (3,96%) y las medianas empresas S/. 41 039 millones (18,14%); esto para un gran total de S/. 73.027 millones que representa un global de (32,27%) para el consolidado de cartera vigentes en el grupo PYMES. Datos xxx

Desde la óptica de rentabilidad y calidad de este tipo de cartera, es necesario revisar las cifras asociadas a la morosidad, pues estas reflejan la porción de cartera que presenta impago por parte de sus acreedores por un lapso de tiempo superior a más de 30 días;

**Gráfico 7 Morosidad por tipo de crédito. (En porcentaje)**



Nota: Morosidad por tipo de crédito, tomado de (Superintendencia de Banca, Seguros y AFP, 2014)

Como se ilustra en el gráfico 7, a diciembre del 2014, la cartera con el indicador más elevado en términos de morosidad fue registrada por el segmento de pequeñas empresas con un 8,84%, seguido por la cartera de mediana empresa con un 4,72% y en tercer posición la cartera de microempresas con un 3,93%; es de resaltar que aunque en general el segmento MIPYME posee el mayor grado de morosidad, no se encuentra muy distante de carteras como consumo con 3,27% y empresarial con un 2,53%; esto habla de la buena gestión realizada por parte de riesgo por parte de la banca peruana.

### **8.3.2 Modelo de Psicométrico de Scoring- Microcrédito**

El Banco Interamericano de desarrollo (BID), adopto como instrumento de calificación crediticia la metodología desarrollada por el Entrepreneurial Finance Lab (EFL) de la Universidad de Harvard “Score psicométrico de crédito”; modelo de auto-aprendizaje automatizado y de bajo costo que opera con una gran base de datos construida con información de varios países del mundo. El método de este sistema se resume literalmente así: “Nuestros algoritmos de score crediticio se construyen sobre una de las bases de datos de resultados psicométricos más grande y de más rápido crecimiento del mundo. El programa tiene capacidades de auto-aprendizaje y constantemente incorpora nuevos datos para maximizar su poder de predicción. Nuestras técnicas estadísticas de vanguardia aprenden y se adaptan rápidamente para prevenir fraudes y trampa.”. (EFL, 2015)

Este modelo funciona de la siguiente manera: “Los prestatarios potenciales deben responder a una lista de 150 preguntas que determinan su inteligencia, aptitudes empresariales, personalidad, ética, carácter y creencias. Esta información genera un puntaje que las instituciones financieras emplean para evaluar hasta qué punto los adjudicatarios están en capacidad de reembolsar un préstamo”.

La importancia radica en el amplio y desatendido nicho de mercado potencial que requiere de entidades que sean capaces de atender sus necesidades; se estima que en Latinoamérica existen más de 30 millones de empresas (EDPYMES) que se caracterizan por no contar con acceso o limitaciones grandes para tomar crédito financiero.

### **8.3.3 Caso de Éxito**

El Banco Financiero en Perú, fue uno de los dos bancos en este país, que decidió adoptar como estrategia de crecimiento en el segmento MIPYME trabajar de la mano con EFL <sup>9</sup>su modelo psicométrico para la medición del riesgo de crédito, con el fin de atender el segmento de

---

<sup>9</sup> EFL es una empresa de pioneros del score psicométrico de crédito, el cual surgió de un proyecto de investigación en el Centro Internacional de Desarrollo de Harvard, pagina web: <https://www.eflglobal.com>

aspirantes que fue rechazado por parte del sistema financiero mediante el scoring obtenido en la medición de riesgo empleado por la banca tradicional.

El objetivo de trabajar con la herramienta / modelo psicométrico consistía en reducir costos, optimizar procesos, contar con otro punto de vista y crecer de manera sólida y rentable a partir de un nicho tradicionalmente abandonado.

Los resultados obtenidos tras dos años de la implementación en Banco Financiero, reflejan cifras bastante alentadoras; a continuación se relacionan los siguientes datos:

- Durante los primeros 14 meses, Banco Financiero administró cerca de 6.000 cuestionarios EFL y desembolsó cerca de 3.600 nuevos préstamos utilizando la herramienta de EFL.
- En función del score psicométrico de crédito de EFL, el 20% inferior de los clientes de Banco Financiero incumplió 4.4x más que el 20% superior.
- El nuevo producto habilitado por EFL ya es responsable del 16% del total de nuevos clientes del banco. (EFL, 2013)

## 9. DESARROLLO DEL MODELO

En este capítulo se expone la metodología usada para el desarrollo del modelo de otorgamiento de crédito, pasando por la selección de las variables explicativas de la probabilidad de incumplimiento cuyos resultados sirven como insumo para alimentar el modelo, seguidamente se describe la manera en cómo se extrajo la muestra de empresas a partir de las cuales se calcularon los indicadores y finalmente se muestran los resultados obtenidos.

Como se pudo observar en la revisión literaria para determinar si una empresa tiene la capacidad de generar flujo de efectivo suficiente para atender sus obligaciones de deuda, el análisis tradicional se ha centrado en la información contable de la misma. Por lo que el análisis de los estados financieros es uno de los insumos primarios para la evaluación del riesgo de las empresas. Partiendo de esta premisa, a continuación se enunciarán y explicarán los indicadores financieros seleccionados para alimentar el modelo de otorgamiento.

Para la selección de variables se buscaron indicadores que no hayan sido usados anteriormente por otros modelos como por ejemplo el Z-score de Altman. Es importante referirse a este modelo debido a que gran parte de estos indicadores son los que actualmente se usan para correr los distintos modelos de riesgo en las entidades financieras. De esta manera, para esta investigación se buscaron indicadores que contribuyeran a explicar la situación financiera de una empresa, es decir, indicadores cuyos resultados permitan definir si una empresa está llevando a cabo su gestión de manera correcta. Adicionalmente, se seleccionaron indicadores que se complementaran en entre sí, por ejemplo si un indicador muestra que una empresa está muy endeudada se buscó otro que permitiera corroborar esta información o que facilitara el análisis del endeudamiento desde otra perspectiva.

Finalmente los indicadores utilizados son:

- ROA: Es la abreviatura de Return over assets que traducido al castellano se lee como utilidad neta sobre los activos, este indicador financiero se encuentra dentro del grupo de indicadores de rentabilidad, fue seleccionado por ser uno de los principales indicadores financieros para efectuar el análisis y valoración de empresas dada la fácil

interpretación rápida que se lee como utilidad generada por cada peso invertido en activos.

- ROE: Abreviatura de Return over equity, que traduce utilidad neta sobre patrimonio, este indicador financiero de rentabilidad, fue seleccionado al igual que el ROA por su relevancia en el ámbito financiero, esto ya que permite identificar el nivel de utilidades generado por el capital invertido como patrimonio. El análisis conjunto del ROA y ROE permite identificar el nivel de apalancamiento y la capacidad de deuda financiera a soportar por una empresa.
- Nivel de endeudamiento (variable independiente): Se asumió que el nivel de endeudamiento es la variable clave que relaciona de mejor manera la salud financiera de una compañía, partiendo del hecho en el cual una empresa con alto nivel de endeudamiento es más propensa a entrar en el no pago de sus obligaciones financieras o default, término utilizado para expresar esta situación. Para este caso la función seleccionada fue PASIVO / ACTIVO.
- Obligaciones financieras / Utilidad antes de impuestos
- Margen operacional
- Margen neto
- Pasivo corriente / Total pasivo
- Obligaciones financieras / Ventas: Razón que relaciona variables del PyG, con el objetivo de medir ponderación del servicio a la deuda utilizado por cada peso de ventas; esta es una forma útil para identificar si el efectivo generado por las ventas se encuentra en la capacidad de cubrir el servicio a la deuda donde por lo tanto refleja la capacidad de apalancamiento de una compañía en función a su nivel de ingresos.
- $(\text{Activo corriente} - \text{Pasivo corriente}) / \text{Total activo}$
- Ventas / Capital de trabajo

Teniendo en cuenta que para alimentar el modelo se seleccionaron variables cuantitativas específicamente indicadores financieros, se hace necesario contar con varios estados financieros de empresas que se encontraran dentro de la población objeto de estudio. Por lo tanto, se tomaron los estados financieros de las empresas que aparecen en Supersociedades para el año 2013. A partir de dicha base la cual estaba compuesta inicialmente por 26.703 empresas de todos los sectores, se comenzó a depurar de acuerdo a las siguientes características:

1. Macrosector: Se escogieron sólo aquellas empresas pertenecientes al sector comercio.
2. Ubicación: Fueron elegidas aquellas empresas ubicadas en Cundinamarca (Ciudad: Bogotá).
3. Tamaño: Para tomar de la base sólo las empresas Pyme se utilizó la clasificación dada por Bancoldex, la cual se establece a continuación:

**Tabla 2 Clasificación de empresas según tamaño de activos en Colombia.**

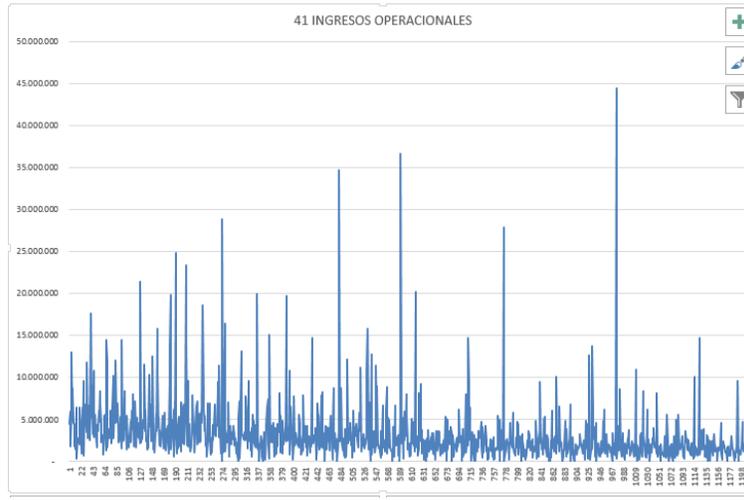
<b>Clasificación de la empresas año 2014</b>	
<b>Tamaño</b>	<b>Activos Totales SMMLV</b>
Microempresa	Hasta 500
Pequeña	Superior a 500 y hasta 5.000
Mediana	Superior a 5.000 y hasta 30.000
Grande	Superior a 30.000
SMMLV para el año 2014 \$616.000	

Nota: Clasificación de empresas según tamaño de activos en Colombia, adaptado de la clasificación de Bancoldex 2014.

A partir de la tabla 2, se seleccionaron las empresas que presentaron para el año 2013 un nivel de activos igual o inferior a \$3.080.000.

Una vez realizada la anterior depuración se obtuvo un total de 1.575 empresas, a partir de las cuales fue necesario realizar otro proceso de depuración con el de homologar la muestra utilizada para el modelo. Como primer paso de este proceso se graficaron algunas cuentas de los estados financieros que fueron usadas para el cálculo de los indicadores mencionados en la sección anterior. Se determinó graficar la cuenta de ingresos operaciones, cuyo resultado se muestra a continuación:

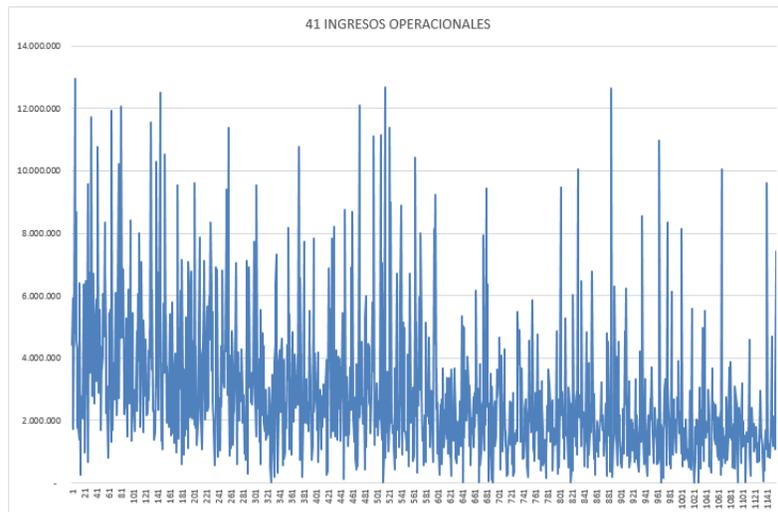
**Gráfico 8 Distribución inicial de los ingresos operacionales para la muestra seleccionada**



Nota: imagen tomada del resultado arrojado por el programa SPSS version 2014.

Al observar que la gráfica 8, presentaba una volatilidad alta, se decidió eliminar aquellas empresas que presentaran un nivel de ventas superior a \$14.000.000, teniendo en cuenta que la mayoría de empresas presentaban un nivel de ingresos inferior a éste, por lo que aquellas compañías que presentaban unas ventas anuales superiores a este valor podrían llegar a distorsionar la muestra. Una vez excluidos estos datos se obtuvo una base compuesta por 1.257 empresas y al graficar nuevamente los ingresos se pudo observar que la gráfica muestra una volatilidad inferior tal y como se puede ver a continuación:

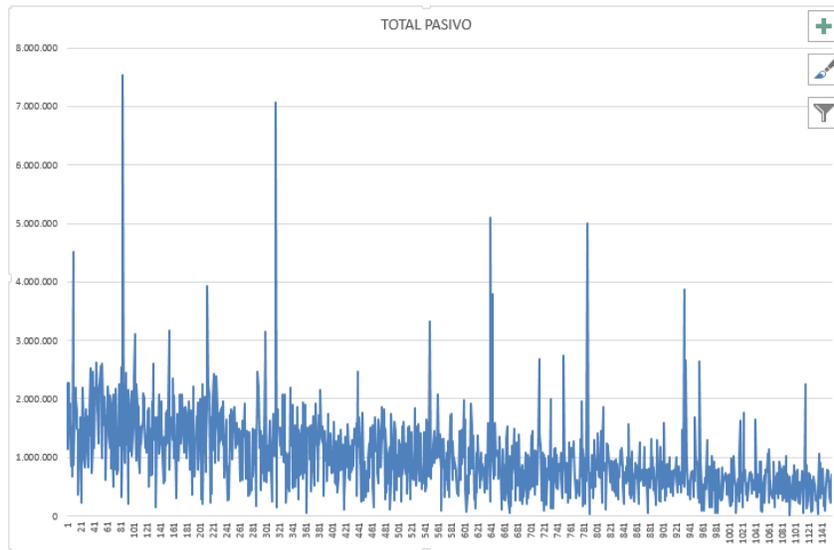
**Gráfico 9 Distribución depurada de los ingresos operacionales para la muestra seleccionada**



Nota: imagen tomada del resultado arrojado por el programa SPSS version 2014.

Tal como se observa en el Gráfico 9, se aprecia que después de la depuración, la mezcla de las empresas resultantes refleja un nivel de ingresos más homogéneos, resultado que permitió continuar al siguiente paso. Seguidamente se decidió graficar la variable de total pasivo la cual será una de las más usadas para el cálculo de los indicadores financieros que servirán para alimentar el modelo.

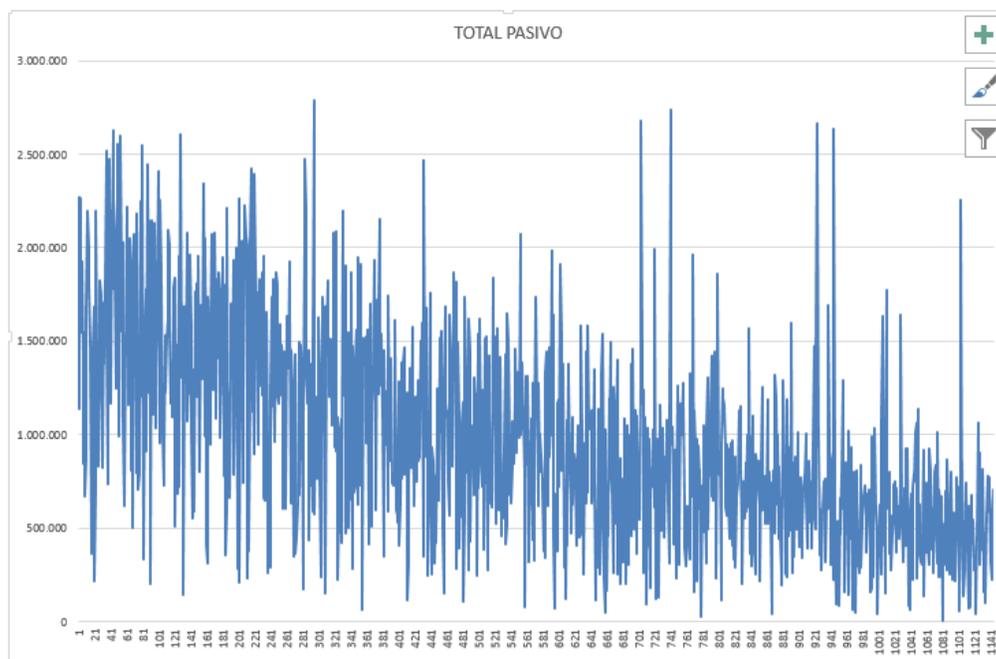
**Gráfico 10 Distribución inicial de los Pasivos manejados por las empresas para la muestra seleccionada**



Nota: imagen tomada del resultado arrojado por el programa SPSS version 2014.

Como se puede observar en la gráfica anterior (grafico 10), existen algunas empresas que están por fuera del comportamiento que presenta la mayoría de compañías lo cual hace que exista una alta volatilidad en los datos. Por lo tanto se decidió eliminar de la muestra las compañías que presentaran unos pasivos superiores a \$3.000.000. De esta manera se logró homogenizar la muestra quedando finalmente un total de 1.134 empresas, cuyos pasivos se grafican a continuación:

**Gráfico 11 Distribución depurada de los Pasivos para la muestra seleccionada**



Nota: imagen tomada del resultado arrojado por el programa SPSS version 2014.

Como se observa en el Gráfico 11, el eliminar o sacar de la muestra aquellas empresas con nivel de activos muy superior a la media, permito contar con una muestra cuyas diferencias se suavizaran de tal forma que se pudiese contar con una base de datos completamente balanceada; Ya con la base depurada se procedió a calcular los indicadores para cada una de las empresas de la muestra. Una vez calculados estos indicadores se procedió a seleccionar una variable default la cual sirvió criterio para clasificar la probabilidad que una empresa no cumpla con sus obligaciones financieras, esta variable fue Nivel de Endeudamiento, conocida como total pasivo sobre total activo. Así, se determinó que una empresa con un nivel de endeudamiento superior al 70% no es apta para recibir nuevos niveles de deuda. A partir de este supuesto la variable default toma los siguientes valores:

- La variable toma el valor de 0 si el nivel de endeudamiento se encuentra inferior al 70%.
- La variable toma el valor de 1 si el nivel de endeudamiento se encuentra superior al 70%.

Es importante mencionar que la selección del nivel de endeudamiento como variable default no se hace de forma aleatoria, sino porque se trata de un indicador determinante al momento de realizar los estudios de crédito en las entidades financieras, de hecho es un indicador que funciona para rechazar a ciertas empresas como posibles clientes, es decir, algunos bancos tienen como política que no le otorgan crédito a empresas cuyo nivel de endeudamiento es superior al 70%. Por lo tanto, es un indicador de vital importancia al momento de hablar de otorgamiento de crédito.

Teniendo en cuenta que el objetivo principal del presente trabajo es establecer un modelo de otorgamiento a través de la definición de variables o indicadores que expliquen de mejor manera la probabilidad de no pago de una empresa, se decidió utilizar el modelo logit, ya que es el que mejor se ajustaba a los requerimientos mencionados anteriormente. Algunas de las ventajas de este modelo es que estima la probabilidad del suceso que se está analizando, y además identifica los elementos de riesgo que definen dichas probabilidades. Además, este tipo de modelo dentro de sus resultados arroja un índice que permite clasificar u ordenar la muestra utilizada de acuerdo a unos criterios elegidos por el modelador. De esta manera, al final del proceso se obtendrá la probabilidad de que una empresa pertenezca a cierto grupo, los cuales se definirán más adelante.

Al contar con todos los datos o insumos necesarios se procedió a realizar el modelo de otorgamiento de crédito a partir del programa SPSS, para el cual se determinó que la variable dependiente era la variable default calculada anteriormente ya que esta es la que se desea explicar, y las variables independientes son todos los demás indicadores calculados anteriormente.

El objetivo de este análisis es identificar cuáles son las variables que presentan mayor significancia estadística y que por lo tanto describen o predicen de mejor manera la probabilidad de no pago de una empresa. Cabe destacar que se definió un nivel de significancia de 95%, la primera prueba de significancia estadística arrojó el siguiente resultado:

**Gráfico 12 Resultado de las variables analizadas en la primera corrida del modelo.**

**Variables not in the Equation<sup>a</sup>**

Step	Variables	Score	df	Sig.
0	ROA	78,547	1	,000
	ROE	3,302	1	,069
	MARGENOPER	,314	1	,575
	OB.FINANCIERASUT.	,545	1	,460
	ANT.DEIMPTS	,545	1	,460
	MARGENNETO	1,009	1	,315
	PSVOCTETOTALPASIVO	14,086	1	,000
	OBLIGFINANCIERASVEN	,225	1	,635
	TAS	,225	1	,635
	ACTCTEPASCTETOTALA CT	157,434	1	,000
VTASCAPTRABAJO	,287	1	,592	

a. Residual Chi-Squares are not computed because of redundancies.

Nota: imagen tomada del resultado arrojado por el programa SPSS version 2014.

Basados en los resultados anteriores (ver gráfico 12), se retiraron aquellas variables que arrojaron un p-value o probabilidad mayor al 5%, es decir, se retiraron los indicadores de: Margen operacional, Obligaciones financieras / Utilidad antes de Impuestos, Margen neto, Obligaciones financieras / Venta y Ventas sobre Capital de trabajo.

De esta manera el modelo queda integrado por 4 variables que ya resultaron significativas, que son: ROA, ROE, Pasivo Corriente / Total Pasivo y Capital de trabajo / Total Activo. Cabe destacar que aunque la variable ROE no tiene una probabilidad menor al 5%, se decidió incluirla debido a que arrojaba una probabilidad muy cercana a este valor, esto con el fin de analizar su comportamiento en la siguiente prueba.

Una vez obtenidas las variables significativas es necesario volver a correr la prueba sólo para las 4 variables mencionadas anteriormente. Dicha prueba arroja el siguiente resultado:

**Gráfico 13 Resultado de las variables analizadas en la segunda corrida del modelo.**

		B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)
Step 1 <sup>a</sup>	ROA	-,034	,007	24,281	1	,000	,966
	ROE	,000	,001	,054	1	,817	1,000
	PSVOCTETOTALPASIVO	-,022	,003	42,674	1	,000	,979
	ACTCTEPASCTETOTAL						
	ACT	-3,752	,352	113,951	1	,000	,023
	Constant	1,732	,326	28,294	1	,000	5,652

a. Variable(s) entered on step 1: ROA, ROE, PSVOCTETOTALPASIVO, ACTCTEPASCTETOTALACT.

Nota: imagen tomada del resultado arrojado por el programa SPSS version 2014.

Con base en el resultado anterior (ver gráfico 13), es posible concluir que se debe excluir del modelo la variable ROE debido a que al incluirla dentro de las variables que pasaron la primera prueba su p-value arroja un resultado muy por encima a la probabilidad esperada del 5%.

De esta manera se puede concluir que aquellas variables que explican la probabilidad de incumplimiento de las microempresas pertenecientes al sector comercio ubicadas en Bogotá son: ROA, Pasivo Corriente / Total Pasivo y Capital de trabajo / Total Activo.

**Gráfico 14 Resultado de las variables analizadas en la tercera corrida del modelo.**

		B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)
Step 1 <sup>a</sup>	ROA	-,034	,007	25,089	1	,000	,966
	PSVOCTETOTALPASIVO	-,022	,003	42,609	1	,000	,979
	ACTCTEPASCTETOTAL						
	ACT	-3,762	,351	114,790	1	,000	,023
	Constant	1,735	,326	28,391	1	,000	5,671

a. Variable(s) entered on step 1: ROA, PSVOCTETOTALPASIVO, ACTCTEPASCTETOTALACT.

Nota: imagen tomada del resultado arrojado por el programa SPSS version 2014.

El siguiente paso es establecer el punto de corte de la tabla de clasificación que sería el número total de clientes tipo 1 sobre el total de observaciones (ver gráfico 14), cabe destacar que los clientes

tipo 1 son aquellos clientes cuyo nivel de endeudamiento es superior al 70%, es decir, son clientes consideramos con mayor probabilidad de impago.

**Gráfico 15 Resultado de las variables analizadas en la cuarta corrida del modelo.**

**Classification Table<sup>a</sup>**

Observed			Predicted		Percentage Correct
			DEFAULT		
	0	1	0	1	
Step 1	DEFAULT	0	834	49	94,5
		1	192	59	23,5
Overall Percentage					78,7

a. The cut value is ,500

Nota: imagen tomada del resultado arrojado por el programa SPSS version 2014.

Con base en los resultados obtenidos en la gráfica 15, se procedió a totalizar el número de observaciones tipo 1, así como el total de observaciones, cuyo resultado es:

- Total de observaciones tipo 1: 251 observaciones
- Total de observaciones: 1.134

De esta manera se establece que el punto de corte es de 22%, este valor se introduce en el modelo en la casilla de punto de corte donde por defecto viene al 50%, con esta nueva información se corre nuevamente el modelo obteniendo la nueva tabla de clasificación:

**Gráfico 16 Resultado de las variables analizadas en la quinta corrida del modelo.**

**Classification Table<sup>a</sup>**

Observed			Predicted		Percentage Correct
			DEFAULT		
			0	1	
Step 1	DEFAULT	0	652	231	73,8
		1	68	183	72,9
Overall Percentage					73,6

a. The cutvalue is ,220

Nota: imagen tomada del resultado arrojado por el programa SPSS version 2014.

Con base a esto (grafico 16), se puede determinar que el porcentaje correcto de clasificación de clientes buenos y malos del modelo es del 73.6%, es decir, qué porcentaje de clientes que se hubieran estimado como buenos solamente teniendo en cuenta su nivel de endeudamiento, el modelo los hubiese calificado o mantenido como como buenos al final de proceso de otorgamiento.

Con esta probabilidad general para el modelo de un 73.6% se puede concluir que el ejercicio es consistente si se compara con los estándares manejados por los modelos de la Superfinanciera, los cuales se encuentran en un rango de 70% a 80%.

Al observar los resultados obtenidos una vez terminadas las 3 corridas que se hicieron para obtener el modelo final de otorgamiento, se puede analizar que en la hoja de trabajo del programa SPSS se muestran unas columnas donde se establecen las probabilidades de incumplimiento estimadas para cada empresa de la muestra, con estas probabilidades se procedió a realizar una calificación para cada cliente, la cual al mismo tiempo se utilizó para segmentarlos. A continuación se muestran las escalas que se implementaron para llevar a cabo dicha segmentación:

**Tabla 3 Rango de clasificación según nivel de probabilidad.**

<b>TABLA DE RANGOS</b>		
<b>Desde</b>	<b>Hasta</b>	<b>Calificación</b>
0%	9.99%	A
10%	39.99%	B
40%	59.99%	C
60%	79.99%	D
80%	100%	E

Nota: Elaboración propia.

De la anterior tabla 3, se puede concluir que aquellos clientes cuya probabilidad resultante se sea menor al 20% serán calificados como “Clientes Tipo A”, los clientes cuya probabilidad sea inferior al 40% serán calificados como “Clientes Tipo B”, y así sucesivamente. De esta manera cumpliendo con los objetivos del presente trabajo, se procedió a definir cada uno de los tipos de clientes propuestos, cabe destacar que esta segmentación se llevó a cabo teniendo en cuenta las categorías de riesgo establecida por la Superintendencia Financiera de Colombia:

**Tabla 4 Rango de clasificación y definiciones – fuente propia.**

<b>Tipo de Cliente</b>	<b>Definición</b>
A	Cientes considerados como buenos.
B	Cientes considerados como aceptables
C	Cientes considerados como malos
D	Cientes considerados como muy malos
E	Cientes rechazados

Nota: Elaboración propia.

En la tabla 4, se definen las 5 categorías establecidas a criterio personal pero basada en la clasificación actual enunciada por Superintendencia Financiera de Colombia; el paso a seguir consistió en aplicar estas categorías a la muestra utilizada para la realización del modelo se obtienen los siguientes resultados:

**Tabla 5 Clasificación final empresas de la muestra**

<b>RESULTADOS OBTENIDOS</b>		
<b>CLASIFICACIÓN</b>	<b>No. Empresas</b>	<b>%</b>
A	673	59%
B	288	25%
C	102	9%
D	43	4%
E	28	2%
<b>TOTAL</b>	<b>1134</b>	<b>100%</b>

Nota: Elaboración propia.

De la anterior tabla 5, se puede concluir que con el modelo de otorgamiento propuesto y con la muestra de empresas utilizadas, se le otorgaría crédito a un 84% de las compañías, es decir, el restante 16% de empresas no se consideran como clientes viables para prestarles recursos. Sin embargo, este un resultado no muy estricto ya que si se quisiera ser más ácidos se podría decir que sólo se les otorgaría recursos a empresas que entren a ser calificadas como “Clientes Tipo A” lo

cual nos permitiría prestarle recursos sólo al 59% de la muestra empleada. Por lo tanto, para proteger los recursos del Banco se podría establecer que se les otorgaría crédito también a los clientes Tipo B, pero a estos se les exigiría algún tipo de garantía como respaldo a las obligaciones que se esperan adquirir, la cual iría a su vez relacionada con el monto solicitado por cada empresa.

Como se pudo observar en este capítulo se logró establecer un modelo de otorgamiento para las microempresas, que a su vez permitió establecer unos perfiles de los posibles clientes con el fin objetivo de determinar a cuáles de estos se les otorgarían recursos de crédito. De igual manera, se logró determinar aquellas variables o indicadores que mejor explican la probabilidad de que una empresa no cumpla sus pagos, los cuales a su vez pueden ser de gran utilidad para hacerle seguimiento a los clientes de las entidades financieras, ya que por ejemplo si una empresa está calificada como “Cliente Tipo B” pero se le desea otorgar crédito se podría establecer que en la próxima revisión de cifras, esta empresa deberá mejorar su Rentabilidad sobre Activos (ROA) o alguno de los otros indicadores que resultaron ser los de mayor significancia estadística al final de las diversas corridas del modelo.

## 10. CONCLUSIONES

Cuando una entidad bancaria analiza una microempresa para estudiar la viabilidad de la misma y determinar si es apta para otorgarle recursos, es de vital importancia que los estados financieros corroboren que se trata de una empresa rentable cuyos márgenes muestren que cuentan con la suficiente cobertura para atender dichas obligaciones. Teniendo en cuenta lo anterior, en el presente trabajo se utilizaron indicadores que permitieran medir la gestión de la empresa para cierto periodo, entre los cuales se destacan los indicadores de rentabilidad como ROA, ROE, margen operacional y margen neto. De igual manera teniendo en cuenta que el nivel de endeudamiento de una empresa juega un papel vital al momento evaluar si una empresa está en condiciones de recibir más recursos del sistema financiero, también se decidió utilizar indicadores relacionados con esta medida, que contribuyeran a determinar el peso de las obligaciones actuales de la empresa sobre sus ventas y que determinaran si dichas obligaciones estaban concentradas en el corto o en el largo plazo. Para contar con una baraja de indicadores completa, también se usaron indicadores de liquidez o solvencia, los cuales se relacionaron principalmente con el capital de trabajo.

Al llevar a cabo las diferentes corridas del modelo, proceso realizado con el objetivo de que todas las variables contenidas contaran con el nivel de significancia esperado; se encontró que como resultado de dicho proceso, las variables seleccionadas hicieron parte de al menos de un indicador que representa a cada familia de los mencionados anteriormente. A partir de esto, es posible afirmar que este modelo abarca un análisis robusto y completo de las empresas de estudio, resaltando además que el desarrollo del mismo contemplo en cuenta cierto tipo de indicadores clásicamente utilizados pero además incluyó otros indicadores no convencionales para que fueran lo más diversos posible y permitieran evaluar el desempeño de una compañía desde diferentes perspectivas.

Integralmente es importante recalcar que el riesgo de crédito es un tema que se ha venido profundizando en América Latina, y más teniendo en cuenta el notorio crecimiento en la cartera que se ha dado en los últimos años, lo cual ha hecho que se genere una preocupación en lo referente a la forma en cómo se deben generar los procesos de otorgamiento de crédito. Una muestra de lo anterior son las centrales de riesgo o burós de crédito que se han ido creando en cada país, las cuales

en algunos países como en Bolivia se encuentran especializadas en ciertos sectores o tipos de empresa, lo cual hace que la información sea más precisa y completa. De esta manera la información otorgada por las centrales de riesgo se ha convertido en una fuente imprescindible al momento de realizar estudios de otorgamiento de crédito.

Es importante resaltar la inclusión y profundización que se ha venido generando en la mayoría de los países de Latinoamérica, ya que la fuerte competencia que se ha generado en el sistema financiero ha llevado a que los bancos realicen esfuerzos por expandirse y llegar a zonas en las que antes no tenían presencia. Esto ha generado que la bancarización en estos países se incremente y muchas pequeñas empresas que antes no tenían acceso a ningún tipo de financiamiento ahora cuenten con la posibilidad de acceder a préstamos que le permiten realizar inversiones o proyectos que antes no habrían podido llevar a cabo. A su vez esto genera que los diferentes sectores productivos de los países se desarrollen de una mejor manera, en la medida en que tienen más posibilidades o alternativas para financiar su capital de trabajo y expandir sus negocios.

En los países analizados es común observar la preocupación por el sector bancario de mantener o disminuir su cartera en mora o vencida, por tal razón las prácticas internacionales como el uso de indicadores como la probabilidad de incumplimiento, los indicadores financieros o las calificaciones dadas por los buros de riesgo medidas en su mayoría a través de letras, entre otros factores, se han ido expandiendo y actualmente son ampliamente conocidas por todos los bancos que tienen presencia en Latinoamérica. De igual manera se encontró que el tema del cálculo de las provisiones para las entidades financieras, se encuentra fuertemente relacionado con el riesgo de crédito ya que en algunos países dependiendo del tipo de si la cartera está en mora o no se establece el porcentaje o el nivel de provisiones.

Cabe destacar que no sólo son factores internos los que afectan el riesgo crediticio tales como el conocimiento de los clientes, indicadores financieros que permitan medir su gestión, o su comportamiento de pago, sino que también existes múltiples factores externos que pueden afectar o conducir a que un cliente no tenga la suficiente liquidez para cancelar sus obligaciones. Por

ejemplo, factores externos como las variaciones en la tasa de cambio, la inflación, variaciones en las tasas de interés y hasta factores climáticos pueden llegar a afectar la capacidad de pago de los deudores, es por esto que el presente trabajo da lugar a que la investigación del riesgo de crédito no sólo se abarque a través del proceso de otorgamiento; sino que también se podría tener en cuenta la forma en cómo se verían afectados los deudores y al mismo tiempo los bancos ante las diferentes variaciones en estos aspectos.

No es objeto de estudio del presente trabajo, pero queremos dejar resaltado que existen modelos no convencionales utilizados para medir el nivel de riesgo en las microempresas como lo son los modelos psicométricos implementados en países como Perú (mencionado en capítulos anteriores); sin duda estamos convencidos que el utilizar este tipo de herramientas sería de gran ayuda para beneficiar empresas pequeñas que por sus características han sido rechazadas bajo los modelos tradicionales de la banca nacional; se debe migrar hacia modelos más flexibles pero con experiencia positiva en mercados similares al colombiano para dar más inclusión y bancarizar a segmentos de empresas y empresarios que se encuentran en formación y/o desarrollo.

## 11. BIBLIOGRAFIA

- Altman, E. (23 de 4 de 1968). Financial Ratios discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *The Journal of Finance*, págs. 1-4.
- Alves, I. (2004). *Sectoral fragility: factors and dynamics. Bank for International Settlements*.
- Amaya G, C. A. (12 de 2005). *Banco de la República*. Obtenido de Evaluación del riesgo de crédito en el Sistema Financiero Colombiano:  
[http://www.banrep.gov.co/sites/default/files/publicaciones/archivos/tema\\_estabilidad\\_dic\\_2005\\_evaluacion.pdf](http://www.banrep.gov.co/sites/default/files/publicaciones/archivos/tema_estabilidad_dic_2005_evaluacion.pdf)
- Anaya, H. O. (2011). *Análisis financiero aplicado*. Bogotá: Universidad Externado de Colombia.
- Asociación de Bancarios del Uruguay. (01 de 06 de 2014). Asociación de Bancarios del Uruguay. Obtenido de Asociación de Bancarios del Uruguay:  
<http://www.aebu.org.uy/sites/portal.aebu.org.uy/files/Informe%202013.pdf>
- Arnold, E. (1991). *The Logit Model for Economists*. Londres: G.S. Maddala.
- Arnold, E. (1991). *The Logit Model for Economists*,. Londres: G.S. Maddala.
- Banco Central de Bolivia. (01 de 01 de 2015). *Banco Central de Bolivia*. Obtenido de Banco Central de Bolivia: [https://www.bcb.gob.bo/webdocs/politicascbcb/IEF\\_ENERO\\_2015.pdf](https://www.bcb.gob.bo/webdocs/politicascbcb/IEF_ENERO_2015.pdf)
- Banco Central de Chile. (01 de 12 de 2014). *Banco Central de Chile*. Obtenido de Banco Central de Chile: [http://www.bcentral.cl/publicaciones/politicas/pdf/ief2014\\_2.pdf](http://www.bcentral.cl/publicaciones/politicas/pdf/ief2014_2.pdf)
- Banco de la República de Colombia. (2013). Reporte de la situación actual del microcrédito en Colombia. *Reporte de la situación actual del microcrédito en Colombia*, 2-7.
- Cabrera, M. H. (29 de 07 de 2013). *ASOBANCARIA*. Recuperado el 15 de 03 de 2014, de <http://www.asobancaria.com/portal/pls/portal/docs/1/3602051.PDF>
- Catalunya, U. O. (8 de 11 de 2014). *Universitat Oberta de Catalunya*. Obtenido de [http://cv.uoc.edu/moduls/UW03\\_84003\\_01131/web/nwin/m1/medidas\\_3.pdf](http://cv.uoc.edu/moduls/UW03_84003_01131/web/nwin/m1/medidas_3.pdf)
- Clavijo, F. E. (2013). *Reporte de la Situación Actual de Microcrédito en Colombia*. Bogota: Banco de la República.
- Colombia, S. F. (2012). CIRCULAR EXTERNA 035 DE 2012. Bogota.
- Colombia. (2013). Reporte de la situación actual del microcrédito en Colombia. 2-7.

- EFL. (01 de 07 de 2013). *EFL*. Obtenido de EFL: <https://www.eflglobal.com/wp-content/uploads/2014/09/Banco-Financiero-Caso-de-Estudio-2014-vf.pdf>
- EFL. (01 de 05 de 2015). *EFL*. Obtenido de EFL: <https://www.eflglobal.com>
- Figueras, M. S. (6 de 11 de 2014). *Universidad de Zaragoza*. Obtenido de <http://ciberconta.unizar.es/leccion/anamul/inicio.html>
- Fisher, R. A. (1936). The Use of Multiple Measurements in Taxonomic Problems. *Annals of Eugenics*, 178-189.
- Gujarati, D. (2010). *Econometría quinta edición*. Mexico D.F.: Mc Graw Hill.
- Gutiérrez, J. &. ((2008).). *Un Análisis de Cointegración para el Riesgo de Crédito. Reporte de Estabilidad Financiera*. Bogotá: Banco de la República.
- Gutiérrez, M. A. (2007). Modelos de Credit Scoring. *Investigaciones BCRA*, 1-4.
- Hogarth, G. S. (2005). Stress tests of UK banks using a VAR approach, . *Working Paper No. 282. - Bank of England* , 3-8.
- Laverde, H. (2008). Análisis de vulnerabilidad empresarial y sus efectos sobre la vulnerabilidad bancaria en Colombia: una aplicación del enfoque de hoja de balances. . *Revista CIFE*, 81-96.
- Lennox, C. (1999). Identifying failing companies: A re-valuation of the logit, probit and DA approaches. *Journal of Economics and DA approaches.*, 348-364.
- Madrid, U. C. (8 de 11 de 2014). *Universidad Complutense de Madrid*. Obtenido de [http://pendientedemigracion.ucm.es/info/socivmyt/paginas/D\\_departamento/materiales/analisis\\_datosyMultivariable/17corlin\\_SPSS.pdf](http://pendientedemigracion.ucm.es/info/socivmyt/paginas/D_departamento/materiales/analisis_datosyMultivariable/17corlin_SPSS.pdf)
- Martinez, M. &. (04 de 03 de 2014). *CGAP Portal de Microfinanzas*. Obtenido de CGAP Portal de Microfinanzas.: <http://www.portalmicrofinanzas.org/p/site/s/template.rc/1.26.25015/>
- Martínez, O. (04 de 03 de 2003). *Banco de la República*. Obtenido de Banco de la República Determinantes de fragilidad en las empresas colombianas.: <http://www.banrep.gov.co/es/borrador-259>
- Ohlson, J. A. (1980). Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy. *Journal of accounting research*, 1-8.
- Orgler, Y. E. (1970). A Credit Scoring Model for Commercial Loans. *Journal of Money, Credit and Banking*, 435-445.

- Portafolio. (23 de 06 de 2013). *Portafolio*. Obtenido de Mora en microcrédito está disparada a más del 50%: <http://www.portafolio.co/economia/morosidad-microcreditos-colombia>
- Portafolio. (13 de 05 de 2014). *Portafolio*. Obtenido de Superfinanciero lanza alerta a la banca por cartera vencida: [http://www.portafolio.co/detalle\\_archivo/DR-93437](http://www.portafolio.co/detalle_archivo/DR-93437)
- Schreiner, M. (08 de 03 de 2014). *microfinance.com*. Obtenido de A scoring model of the risk of costly arrears at a microfinance lender in Bolivia: <http://www.microfinance.com>
- Superintendencia de Banca, Seguros y AFP. (01 de 12 de 2014). *Superintendencia de Banca, Seguros y AFP*. Obtenido de Superintendencia de Banca, Seguros y AFP: <https://intranet1.sbs.gob.pe/estadistica/financiera/2014/Diciembre/SF-2103-di2014.PDF>
- Tenjo Galarza, F. (2013). Coyuntura de la Cartera de Crédito en Colombia - ASOBANCARIA. *XII CONGRESO DE RIESGO*, 16-41.
- Trujillo, V. (03 de 12 de 2013). *Fondazione Giordano Dell'Amore*. Obtenido de Microfinanzas en América Latina y el Caribe: El sector en cifras 2013. Fondo Multilateral de Inversiones. Miembro del Grupo BID.: [http://www.fgda.org/dati/ContentManager/files/Documenti\\_microfinanza/Microfinanzas-en-Am%C3%A9rica-Latina-y-el-Caribe-El-sector-en-cifras-2013.pdf](http://www.fgda.org/dati/ContentManager/files/Documenti_microfinanza/Microfinanzas-en-Am%C3%A9rica-Latina-y-el-Caribe-El-sector-en-cifras-2013.pdf)
- Verónica, T. (09 de 2013). *Fondo Multilateral de Inversiones (FOMIN)* . Obtenido de Microfinanzas en America Latina y el Caribe: <http://services.iadb.org/mifdoc/website/publications/0b3f2944-e4df-4250-b5d6-361a8534fdf8.pdf>
- Vogelgesang, U. (04 de 12 de 2013). *Universität Mannheim*. Obtenido de The Impact of Microfinance Loans on the Clients' Enterprises: Caja Los Andes, Bolivia. University of Mannheim: <http://www.vwl.uni-mannheim.de/gk/wp/gkwp-2001-03.pdf>
- Zamudio, N. E. (04 de 04 de 2007). *Banco de la República*. Obtenido de Determinantes de la Probabilidad de Incumplimiento de las Empresas Colombianas. Borradores de Economía: <http://www.banrep.gov.co/docum/ftp/borra466.pdf>