

MACRO CREDIT SCORING COMO PROPUESTA PARA CUANTIFICAR EL RIESGO DE CRÉDITO MACRO CREDIT SCORING AS A PROPOSAL FOR QUANTIFYING CREDIT RISK

Sergio Edwin Torrico Salamanca

Doctorado en Economía y Administración de Empresas

Universidad Privada Boliviana

storrico1@upb.edu

(Recibido el 28 de agosto 2014, aceptado para publicación el 20 de noviembre 2014)

RESUMEN

El *Credit Scoring* es una metodología utilizada en finanzas, para cuantificar el riesgo de crédito de individuos/empresas, este artículo propone la aplicación de esta técnica como una herramienta para medir el riesgo de crédito agregado de los bancos, y del sistema bancario. Se presenta una aplicación en el sistema bancario comercial boliviano, con el objetivo de exponer la metodología propuesta, denominada Macro *Credit Scoring*. Mediante la aplicación de la metodología, se identifica que la medida de riesgo aplicada es superior a la necesaria en el sistema bancario comercial boliviano en la coyuntura actual. Finalmente se presenta evidencia empírica de la relación entre el riesgo de crédito y las variables económicas (macro/micro)

ABSTRACT

Credit Scoring is a methodology used in finance to quantify the credit risk of individuals/firms, this article proposes the application of this technique as a tool to measure the aggregated risk of banks and the banking system. An application in the Bolivian commercial banking system is presented, in order to expose the proposed methodology, called Macro Credit Scoring. By applying this methodology, it is identified that the risk measure applied is greater than that needed in the Bolivian commercial banking system in the current situation. Finally, empirical evidence of the relationship between credit risk and economic variables (macro / micro) is presented

Palabras clave: Credit scoring, Administración de riesgos, Riesgo de crédito, Banca.

Keywords: Credit scoring, Risk management, Credit risk, Banking.

1. INTRODUCCIÓN

La crisis financiera mundial iniciada en 2007, ha marcado un antes y después en la administración de riesgos contemporánea, no desde el punto de vista de desarrollo de la administración de riesgos, sino desde la necesidad de aplicar lo desarrollado, y utilizarlo oportunamente tanto por parte de las instituciones financieras como por parte de los reguladores y el estado. De acuerdo a Dionne G. [1] el estudio de la administración de riesgos se ha venido desarrollando desde la finalización de la segunda guerra mundial, entonces ha tenido más de 50 años para evolucionar ligado a las mejores técnicas cuantitativas y científicas, sin embargo no ha sido capaz de prevenir el colapso financiero de la última década y cuyas secuelas se siguen mostrando alrededor del mundo en las economías más desarrolladas.

En este sentido, este artículo se enmarca en la administración de riesgos, específicamente en el riesgo de crédito y su medición mediante la técnica del *Credit Scoring*, proponiendo la aplicación de la metodología de Credit Scoring a la cartera de créditos agregada de bancos, con el fin de cuantificar de manera agregada el riesgo de crédito de dicho sistema.

Si bien la metodología del *Credit Scoring* ha sido desarrollada con el fin de cuantificar el riesgo de crédito de individuos (podría decirse a nivel micro), en este estudio se propone una adaptación de la misma para aplicarla de modo agregado en la banca, y al sistema bancario o bien a nivel macro. Para este fin la metodología propuesta es la siguiente:

- Se diseña una medida de incumplimiento de la cartera de créditos de los bancos en base a la calidad de su cartera. En este punto es importante resaltar que no se busca medir la probabilidad de incumplimiento de la institución financiera como tal ya que simplemente se estaría aplicando la técnica del *Credit Scoring* a un tipo de institución, se busca cuantificar la probabilidad de incumplimiento de la cartera de créditos agregada de un banco.
- Se modela la probabilidad de incumplimiento de la cartera de créditos agregada de los bancos en base a características financieras de las mismas instituciones. Un supuesto asumido en esta definición es que el perfil de los bancos define su perfil de riesgo, este supuesto se basa en la literatura existente y posteriormente se contrasta

con la aplicación econométrica presentada en el documento. La agregación de los resultados permite conocer la probabilidad de incumplimiento de la cartera del sistema.

- A efectos de mostrar la técnica propuesta se muestra una aplicación en el sistema bancario comercial boliviano, en la que se establece a través de los datos que la tasa de incumplimiento aplicada actualmente por la normativa es superior a la requerida.

Mediante esta aplicación se muestra cómo se puede incluir el impacto macroeconómico en la determinación del riesgo de crédito y por otro lado se obtiene evidencia empírica sobre la relación de variables macroeconómicas y de perfil financiero de los bancos sobre la medición del riesgo de crédito.

A continuación se presenta el mapa del documento: La sección 2 muestra una revisión de la bibliografía que establece los conceptos que motivan la proposición de la metodología. La sección 3 muestra la descripción de la metodología propuesta. La sección 4 muestra la aplicación de la metodología a un caso práctico en el sistema bancario comercial boliviano. La sección 5 muestra las conclusiones e implicaciones obtenidas.

2. REVISIÓN DE LA LITERATURA

Se presenta el esquema de la revisión de la literatura que soporta el estudio en la Figura 1.



Figura 1 – Relevamiento teórico.

Fuente: Elaboración propia.

La revisión de la literatura que motiva la propuesta metodológica está organizada de la siguiente manera:

- Se presenta una revisión de la teoría de riesgos para establecer su vinculación con el concepto de probabilidad y volatilidad para cuantificar el riesgo de crédito.
- Se presenta una revisión sobre el riesgo de crédito, su cálculo y sus posibles determinantes para delimitar el modelo teórico a ser aplicado.
- Se presenta una revisión sobre la metodología Credit Scoring con el fin de mostrar su estructura y posteriormente poder plantear su adaptación a nivel macro.
- El último punto en esta sección se avoca a presentar la importancia de la estabilidad financiera y su relación con el riesgo de crédito que se constituye en un objetivo privado y estatal

2.1. Teoría de Riesgo

El concepto de riesgo está intrínsecamente relacionado a la probabilidad, en este sentido se revisa el origen del concepto de probabilidad y por qué está relacionada al riesgo.

La definición de riesgo se remonta y se vincula a los orígenes del análisis de la probabilidad. El tema de discusión entre los autores tempranos era la distinción entre la interpretación objetiva o subjetiva de la probabilidad.

- Interpretación objetiva: Indica que las probabilidades son reales y deben ser identificadas por la lógica o por análisis estadístico. Autores que respaldan esta línea son Knigth F. [2] y Keynes J. [3]
- Interpretación subjetiva: Indica que las probabilidades son creencias de las personas (no son reales) esta definición está enraizada en los análisis de probabilidad de autores como Ramsey F. [4], De Finetti B. [5], y Savage L. [6].

Knigth F. [2] define la línea que separa al riesgo de la incertidumbre, donde el riesgo es un tipo de incertidumbre que puede ser cuantificada, por otro lado existe el tipo de incertidumbre que no puede ser cuantificada. Según Knigth F. [2] toda proposición tiene una probabilidad de ser cierta o falsa. La aproximación de la definición de riesgo por parte de Knigth es incompleta, ya que el riesgo implica incertidumbre y exposición, en este caso solo se analiza la incertidumbre.

Keynes J. [3] realiza su aporte al área partiendo de la elección racional, donde las relaciones de probabilidad son consideradas como relaciones lógicas entre proposiciones. A diferencia del enfoque de Knigth, para Keynes la

probabilidad surge de la relación entre dos proposiciones, una proposición en si misma no puede ser definida como verdadera o falsa, mientras que una segunda proposición actúa como evidencia de la primera.

La distinción planteada por Knight sobre la separación de los dos tipos de incertidumbre (cuantificable y no cuantificable) no ha jugado un rol importante en las finanzas, sin embargo, es muy relevante en el campo de riesgos puesto que permite una aproximación a la definición de riesgo, por otro lado de acuerdo a Holton G. [7] aún es un tema de debate económico.

Al cuantificar una probabilidad, como ser la probabilidad de incumplimiento que se aborda en el presente estudio, es necesario indicar que estadísticamente es posible medir la misma hasta un nivel de confianza, sin embargo queda un conjunto de eventos con una probabilidad muy baja pero que existen, es decir se tiene una incertidumbre no cuantificable.

Retomando el concepto de exposición, que es la otra característica asociada al riesgo, se tienen dos aproximaciones: la de la Utilidad, abordada por autores como Bernoulli D. [8] y Von Neuman R. y Morgenstern O. [9], y la de las Preferencias abordada por autores como Arrow K. [10].

De este modo, la teoría del riesgo busca cuantificar eventos cuyo resultado no es conocido (incertidumbre) mediante la presunción de eventos probables (probabilidades), dicha presunción es apoyada en herramientas estadísticas.

2.1.1. Riesgo en finanzas

Luego de revisar el concepto de probabilidad y su relación con el Riesgo, se presenta una revisión realizada al concepto de riesgo al interior de las Finanzas y la evolución del mismo, existen dos corrientes que enmarcan a la teoría de las finanzas y del riesgo inmerso:

- Teoría neoclásica, que ha dado paso a las finanzas tradicionales
- Teoría del comportamiento, que ha dado paso a las finanzas del comportamiento.

2.1.1.1. Teoría Neoclásica y el enfoque tradicional del riesgo

La teoría neoclásica es aquella en la que los individuos actúan racionalmente tanto de forma individual como de forma colectiva y optimizan en base al mismo supuesto de racionalidad. El trabajo de Von Neuman R. y Morgenstern O. [9] se constituye en un ícono de esta corriente que ha definido a las finanzas tradicionales, donde se extiende el trabajo realizado por Bernoulli en el campo de las probabilidades. A partir de esta corriente se han desarrollado los análisis clásicos (y seminales) de riesgos principalmente en la teoría de portafolio y el CAPM.

Este enfoque permite respaldar con fundamentos teóricos un supuesto que se asume en el presente documento, que en promedio, los agentes se comportan de un modo homogéneo.

Al interior de esta línea se tiene el trabajo de Markowitz H. [11] donde se aborda el enfoque del riesgo en base a la distribución de probabilidad de los rendimientos mediante la varianza o desviación estándar.

Este enfoque es aplicado a las finanzas, dirigido a los mercados de capitales, donde Markowitz trata a activos y luego a portafolios de activos, analizando la relación entre rendimientos y su riesgo, es interesante que la propuesta de Markowitz inquietó al mismo Friedman durante la defensa de la tesis expuesta, puesto que según su apreciación el tema no era sobre economía, sin embargo esta obra se constituyó en un aporte seminal para el análisis de riesgo en activos financieros.

Posteriormente, Tobin J. [12] introduce en el campo de las finanzas y riesgos los financieros el concepto de activo libre de riesgo, aspecto que muestra la importancia y relevancia que tenía la evaluación del riesgo y el concepto de riesgo para la administración de activos al interior de las finanzas.

Roy A. [13], por su lado, analiza la teoría de la ‘seguridad primero’, también trabajando sobre rendimiento y desviaciones (que representan el riesgo) en portafolios pero utilizando un análisis económico de optimización en el que la riqueza terminal de un individuo no puede ser inferior a su nivel de subsistencia. Cabe aclarar que el análisis de Roy fue elaborado veinte años antes por el mismo Keynes J. [3], de acuerdo a Brady M. [14] el trabajo de Keynes fue mal interpretado y se perdió parte de su rico aporte al campo de riesgos debido a un error tipográfico ya que Keynes arribó a la teoría de la ‘seguridad primero’ en su trabajo Treatise on Probability de 1921.

Sharpe W. [15] desarrolla criterios de la relación del rendimiento esperado de un activo y el riesgo que tiene el activo en relación al mercado, nace el CAPM y se introducen medidas de riesgo como ser el Índice de Sharpe. Varios autores amplían este concepto incluyendo distintas variables.

El desarrollo del análisis de riesgos bajo el enfoque neoclásico propone disminuir la incertidumbre sobre el comportamiento de ciertos activos en base al uso de probabilidades (construidas mediante medidas de tendencia central y dispersión) para la toma de decisiones en el marco de la elección que realiza un agente entre riesgo y rendimiento, de acuerdo a esta corriente todos los agentes económicos trabajan sobre una racionalidad homogénea o al menos cuasi homogénea, este supuesto es asumido en el presente estudio para poder trabajar con la información agregada de las carteras de los bancos.

2.1.1.2. Riesgos en las finanzas del comportamiento

Se presenta la revisión de la corriente alternativa al enfoque neoclásico, con el fin de presentar la contraparte y limitaciones del supuesto asumido en el estudio sobre homogeneidad en el comportamiento de los agentes. Luego de los principales planteamientos realizados en el campo de las finanzas tradicionales, y como usualmente sucede, surgen autores que levantan los supuestos del análisis ya sea porque consideran que los mismos son demasiado abstractos o irreales, o bien la evidencia demuestra un comportamiento diferente. De este modo surge una corriente diferente a las finanzas tradicionales denominada finanzas del comportamiento. Esta corriente es la que involucra a la psicología de los individuos y de las instituciones, en la que los procesos de tomas de decisiones no se realizan de modo homogéneo, es decir ya no es tan fácil suponer tomadores de decisiones bajo riesgo que piensan igual, sino que ahora dependen de complejos procesos psicológicos. Entre las obras sobre esta corriente se tiene a la teoría de prospección de Kahneman D. y Tversky A. [16], y estudios de la psicología detrás de las tomas de decisión considerando el riesgo de Lopes L. [17].

Existen aportes de Simon H. [18] y Allais M. [19] que datan de la época en la que el concepto de riesgo aún se estaba formando en las finanzas tradicionales con autores como Sharpe W. [15], y precisamente estos aportes incorporan en el análisis la forma en la que los individuos toman decisiones, es decir, levantan el supuesto de homogeneidad de decisiones o racionalidad económica, y se introducen conceptos como el de racionalidad acotada.

Bajo el análisis de esta corriente, escalar los resultados del análisis de riesgos de un individuo al análisis de un sistema requiere de procesos más complejos que consideran y agregan diferentes escenarios, los individuos no se comportan de forma homogénea, responden a estímulos y configuraciones psicológicas que son estudiadas por una ciencia tan amplia y diversa como lo es la misma psicología.

Si bien este estudio se enmarca principalmente en la concepción de riesgo de las finanzas tradicionales, es necesario dar a conocer el otro punto de vista, bajo el cual se podría sustentar el no llegar a las hipótesis planteadas de forma implícita para el riesgo de crédito más adelante.

2.2. Riesgo de Crédito

Hasta aquí se ha presentado la literatura que permite aterrizar el concepto de riesgo y el supuesto de homogeneidad en la toma de decisiones, a partir de estas definiciones se introduce el concepto de riesgo de crédito. Una aproximación usual del riesgo de crédito es la medida de la pesadez de la cartera de un sistema, también conocida como mora o cartera de baja calidad, en inglés NPL (siglas de Non Performing Loans).

La definición más simple del Riesgo de Crédito de acuerdo al Comité de Basilea en Supervisión Bancaria [20] es la posibilidad de que un cliente o contraparte incumpla las obligaciones que tiene bajo los términos acordados.

Este enfoque puede ser escalado hacia arriba y observado a nivel agregado, analizándose la cartera de una institución bancaria o de un sistema bancario completo.

Tomando la separación de riesgo establecida por Knigh F. [2] se podrá cuantificar el riesgo de crédito por una parte, pero aún existirá otra respuesta del evento que permanecerá incierta.

El problema planteado en este punto es ¿cómo se puede explicar el comportamiento de la cartera de baja calidad como medida del riesgo de crédito y posteriormente de estabilidad financiera?

Y los enfoques planteados son:

- Mediante el comportamiento de variables macroeconómicas que explican de forma agregada el comportamiento de la cartera.
- Mediante el comportamiento de las instituciones financieras que administran la cartera medido mediante el perfil financiero que tienen, que se propone en este estudio como el perfil de riesgo de los bancos.

2.2.1. Variables macroeconómicas

Al momento de analizar el riesgo de crédito de un individuo se evalúa el flujo para determinar si este puede cumplir con la deuda y cuál es su probabilidad de incumplimiento, el análisis expresado en su forma más simplificada se realiza del siguiente modo:

$$\text{Ingresos} - \text{Gastos} = \text{Disponible para pagar el interés y el capital de una deuda}$$

De forma agregada pensando en muchos individuos y asumiendo que en promedio se comportan de forma homogénea se tendría:

$$\text{Ingresos } f(\text{PIB, Otros}) - \text{Gastos } f(\text{Inflación, Otros}) = \text{Disponible para pagar el interés } f(\text{Tasas de interés}) \text{ y el capital de una deuda.}$$

Al interior de este análisis es posible incluir aspectos como restricciones al uso de los ingresos que se miden por la liquidez, mientras que el uso de factores de una economía medido por el empleo o tasa de desempleo (para determinados factores) puede influir en el nivel de ingreso.

De este modo el comportamiento y estado de las variables agregadas muestra el contexto en el que los individuos realizan sus actividades y permite observar como pueden ser afectados de forma positiva y negativa, si la inflación se incrementa, el individuo debe destinar una mayor parte de su ingreso a los gastos no financieros, como ser alimentos, servicios básicos, vivienda u otros insumos, pudiendo llegar a afectar su capacidad de pago de la deuda.

El Ingreso del individuo debería mantenerse al menos estable, dependiendo de la situación inicial en la que se le otorga el crédito (en un escenario en el que los costos no se incrementan), ya que de ser volátil puede generar un mal comportamiento de pagos que pueden derivar en el incumplimiento, por otro lado la reducción de los ingresos o la desaparición de la fuente de los mismos (ya sea un asalariado o un empresario) también puede derivar en el incumplimiento. Por otro lado también es posible que el crecimiento de los ingresos de una economía, ocasionen que los bancos tengan incentivos para colocar más cartera y para este fin relajen las políticas de evaluación crediticia, (el mismo regulador puede ser más flexible) exponiendo al sistema a problemas de riesgo moral y selección adversa por parte de los clientes que ocasionaran que la tasa de incumplimientos se eleve.

La variable que es utilizada mayormente para explicar el comportamiento del riesgo de crédito mediante el ingreso es el Ingreso o Producto (PIB) que puede ser aproximado mediante distintas medidas, ya sea con aproximaciones, transformaciones, o descomposiciones:

En este análisis el PIB puede ser reemplazado por otros indicadores de producción como en el caso del análisis de Cifter A., Yilmazer F. y Cifter E. [21] que identifican una relación entre la producción industrial y la mora en el sistema financiero Turco, esta relación es inversa y rezagada, esto es evidencia de que una buena situación económica ocasiona una baja tasa de incumplimiento.

El PIB también puede ser descompuesto, como en el caso de Quagliarello M. [22] que introduce al análisis al ciclo económico como determinante de la cartera en mora. Al extraer el componente cíclico del PIB, se tiene una variable más perceptible respecto al comportamiento de la economía ya que se observan las expansiones y contracciones, este análisis sin embargo es óptimo para establecer comportamientos de largo plazo ya que los componentes cíclicos abarcan varios años.

El PIB puede ser transformado y analizado como crecimiento, como proponen Salas V. y Saurina J. [23] que identifican que el crecimiento económico tiene una relación inversa con la mora. Las otras variables económicas suelen ser introducidas como variables de control, sin embargo existen estudios que analizan su relación particular con la mora:

Boss M., *et al.* [24], analiza la relación de la inflación y las tasas de interés en la capacidad de pago de la deuda. Estudios como el de Rinaldi L. y Sanchis-Arellano A. [25], siguiendo el planteamiento de los modelos teóricos del ciclo de vida del consumo introducen al análisis la variable desempleo e inclusive la posibilidad de invertir lo prestado en activos reales o financieros.

También se tiene evidencia plasmada en la literatura de que el sector de la construcción y de las viviendas tienen influencia en la mora de un sistema, tal es el ejemplo de Berge B. y Boye K. [26] que analizan la relación entre la mora y: los precios de las casas, la tasa de interés real y el desempleo.

De este modo las variables macroeconómicas, que muestran de manera agregada la situación de una economía y de los agentes que pertenecen a la misma, pueden servir como variables explicativas de la probabilidad de cumplimiento o incumplimiento de los créditos, como se demuestra en el presente documento.

2.2.2. Perfil de riesgo de los bancos

De acuerdo al artículo seminal de Berger A. y De Young R. [27] la mora podría ser afectada por:

1. Mala Suerte: Aspectos exógenos afectan a la mora. En este punto se tiene a la mora como causante de una disminución en la eficiencia de costos de los bancos.
2. Mala administración: Una baja eficiencia en costos representa que las instituciones tienen habilidades disminuidas en la colocación y administración de su cartera que se traducirán en un incremento de la mora.
3. Escatimar recursos: Los bancos escatiman recursos en colocar y administrar su cartera para disminuir costos pero esto ocasiona una cartera de mala calidad y el incremento en la mora.
4. Riesgo moral: Existe la posibilidad de que las instituciones podrían tender a asumir más riesgos de lo necesario cuando su capital es más bajo.

Si bien el análisis que realizan Berger A. y De Young R. [27] busca identificar la causalidad que existe entre la calidad de la cartera, la eficiencia en costos y el capital de los bancos mediante la técnica del Test de Causalidad de Granger, las hipótesis planteadas resumen el planteamiento de que la mora, que es la medida del riesgo de crédito en este estudio, es afectada por la administración que realizan los bancos.

De este planteamiento surge la premisa de que las variables financieras que representan el perfil financiero y de riesgo de un banco pueden explicar la calidad de su cartera, con excepción del primer punto (Mala suerte) que hoy en día también puede ser interpretada como problemas de asimetrías de información mediante el riesgo moral (por parte de los clientes) o la selección adversa, los otros tres puntos pueden ser medidos con los ratios financieros de una entidad bancaria y utilizados para cuantificar la calidad de su cartera (riesgo de crédito), aspecto que se contrasta en la aplicación que se desarrolla en el presente documento.

2.2.3. Modelo teórico

En base a la literatura revisada para el riesgo de crédito, un modelo teórico para cuantificar el mismo está dado por:

$$\text{Calidad de la Cartera} = f(\text{Variables Económicas, Perfil de Riesgo de los Bancos})$$

donde:

- Calidad de la Cartera: Requiere un índice que cuantifique la calidad de la cartera como ser la mora.
- Variables Económicas: La principal variable es el PIB, esta variable puede ser utilizada en sus distintas transformaciones. Existen otras variables macroeconómicas que de acuerdo a estudios específicos pueden llegar a tener un impacto en la calidad de la cartera.
- Perfil de riesgo de los Bancos: Medido por los índices financieros de las instituciones bancarias o de forma consolidada.

2.2.4. Cuantificación del riesgo de crédito

El Riesgo de crédito (RC) es cuantificado por la probabilidad de incumplimiento PD (por las siglas en inglés de Probability of Default). Esta probabilidad es aplicada a la cartera expuesta al momento del default EAD (por las siglas en inglés de Exposure at Default) y es ajustada por una tasa de no recuperación LGD (por las siglas en inglés de Lost Given Default). De este modo se llega a la pérdida esperada bajo el esquema revisado por el Comité de Basilea en Supervisión Bancaria [28]:

$$\begin{aligned} \text{Pérdida Esperada} &= \text{Probabilidad de Incumplimiento de un crédito} \\ &\quad * \text{Pérdida dado el incumplimiento de un crédito} \\ &\quad * \text{Exposición al momento del incumplimiento de un crédito} \end{aligned}$$

más conocido en la literatura como:

$$EL = PD * LGD * EAD$$

Para mayor detalle sobre las variables se puede revisar artículos publicados por el Banco Internacional de Pagos (BIS por sus siglas en inglés) como ser Elizondo J, Lemus T. y Quintana A. [29], donde se analiza a fondo y de forma actualizada la propuesta del Comité de Basilea en Supervisión Bancaria [28].

Es necesario indicar que además de la pérdida esperada (EL) existen otras definiciones de pérdidas generadas por el incumplimiento, como menciona Schuerman T. [30] se tienen los costos de cobranza, los costos de recuperación y el costo de fondeo de los fondos prestados, dado que el crédito ha incumplido, no se han podido cubrir estos costos.

Por otro lado, se tiene las pérdidas inesperadas (UL) que se calculan en base a criterios de volatilidad de las pérdidas esperadas (EL) y se constituyen en requerimientos de capital, sin embargo, este tópico no será analizado en este artículo por cuestiones de delimitación.

Existen estudios que se enfocan en la medición de la pérdida dado el incumplimiento (LGD) y la exposición al momento del incumplimiento (EAD), como es el caso de Schuermann T. [30].

2.3. *Credit Scoring*

Siguiendo la línea de análisis del presente artículo, una vez analizados los conceptos de riesgo y de riesgo de crédito, se presenta al *Credit Scoring* como la metodología propuesta para una medición agregada del riesgo de crédito.

El *Credit Scoring* es utilizado para evaluar el riesgo de crédito a nivel micro, y en este estudio se propone una adaptación del mismo para cuantificar el riesgo mediante una técnica cuantitativa y aplicarlo a carteras agregadas de instituciones bancarias y de sistemas bancarios consolidados.

Se propone el concepto de Macro *Credit Scoring* para cuantificar el riesgo de crédito y para tal fin es necesario presentar los aspectos más relevantes de la metodología denominada *Credit Scoring*.

De acuerdo a Anderson R. [31] *Credit Scoring* es el uso de modelos para transformar información relevante en medidas numéricas que permiten tomar decisiones de crédito. Y si bien el uso principal del *Credit Scoring* ha sido Aceptar/Rechazar una aplicación crediticia desde sus inicios, hoy en día es descrito como una técnica utilizada para la administración de créditos incluyendo la medición de sus riesgos (Administración de riesgos), la respuesta, el ingreso que genera y la retención (4 R's por su traducción al inglés risk, response, revenue y retention).

El *Credit Scoring* (o puntuación de créditos, por su traducción al idioma castellano) es una técnica que permite puntuar y/o clasificar individuos de análisis (sean personas o empresas), esta clasificación y/o puntuación es obtenida mediante técnicas cuantitativas aplicadas a modelos de elección discreta y que se basan principalmente en la capacidad del individuo de generación de flujos para la reposición de un crédito y también en características propias del individuo analizado, como ser sus características financieras, demográficas, sociales o económicas.

Esta metodología es utilizada con el fin de automatizar procesos de cuantificación de riesgos para la toma de decisiones en lugar de la evaluación tradicional basada en la revisión de las 5C's (por sus iniciales en inglés) de los potenciales clientes: carácter (del cliente), capacidad (para prestarse), capital (como un respaldo), colateral (como seguridad) y condiciones (factores externos) como señala Anderson R. [31].

Al implicar el uso extensivo de información el *Credit Scoring* requiere una implementación de forma automatizada. De acuerdo a Stanton T. [32] entre los principales impactos de la automatización en las instituciones se tiene el Cambio a alta tecnología, la generación de inestabilidad organizacional, requerimientos de cambio de habilidades al interior de la institución e incremento del mercado de créditos.

Ahora, por qué pensar en *Credit Scoring* en lugar de las decisiones tradicionales sobre créditos, se menciona mucho el costo de prestar que se ve reducido como indica Furletti M. [33] y puede ser aprovechado por los bancos como una ventaja en costos, y también porque las personas pueden cometer errores como indican Falkenstein E., Boral A. y Carty V. [34]. Estos puntos son presentados desde la perspectiva de la administración de riesgos, puesto que también hay ventajas asociadas al mercadeo mediante la posibilidad de masificación de los créditos, al desarrollo del personal, ya que se requerirán nuevas aptitudes y habilidades.

El origen del *Credit Scoring* data de 1941, Durand D. [35] aplicó a las finanzas, las técnicas desarrolladas por el estadístico Sir Ronald Aylmer Fisher en 1936 en su estudio “Análisis discriminante lineal” utilizado para clasificar irises y luego esqueletos utilizando sus medidas físicas. Durand, posteriormente aplicó la técnica mediante el análisis de buenos y malos préstamos usando datos de la edad, género, estabilidad, ocupación, industria y activos del prestatario.

De acuerdo a Lewis E. [36], en 1946 E. Wonderlick desarrolló una Guía de Credit Score aunque nunca fue realmente aplicada en su institución, y luego en 1956 se desarrolló uno de los Credit Scorings más conocidos por Fairy Isaac, donde se aplicó el credit scoring para un requerimiento de los Hoteles Hilton.

Uno de los ejemplos más famosos de la puntuación es visto en el estudio de Altman E. [37] de 1968, donde se desarrolla la Z de Altman o Z-Score con el fin de predecir quiebras de empresas mediante sus ratios financieros. Si bien el estudio de Altman no se enmarca dentro del ámbito del *Credit Scoring* como era visto inicialmente para aceptar o rechazar solicitudes de crédito, se observa un aporte a la medición de riesgos ya que se intenta pronosticar la quiebra de empresas. Años después Altman E. [38] retoma el tema y escribe sobre los modelos de *Credit Scoring* en el marco de Basilea 2 analizando dos de las técnicas de credit scoring más utilizadas Z-Score y KMV, este estudio es motivado por la gran cantidad de quiebras de empresas en los Estados Unidos durante principios de los años 2000.

Si bien el *Credit Scoring* es una técnica usualmente utilizada en los productos masivos de la banca (para el otorgamiento) Thomas L. [39], señala que las técnicas de Credit Scoring evolucionaron de evaluar a personas a evaluar a microempresarios (empresas de una persona) ya que en empresas de muy pequeña escala la diferencia es pequeña.

Por otro lado, el *Credit Scoring* para administración de riesgos puede ser utilizado en cualquier tipo de individuo, incluyendo empresas, y como se pretende mostrar en este artículo aún agregando carteras de bancos.

Para terminar de establecer el contexto del *Credit Scoring*, una técnica que discrimina mediante métodos cuantitativos, es necesario abordar el tema de la discriminación desde la perspectiva planteada por Anderson R. [31] ¿discriminación se refiere a un tratamiento injusto o a una habilidad para diferenciar? En economías avanzadas como Estados Unidos se reguló el tema mediante el Acta de Igualdad de oportunidades de Crédito (1974). Durante la década de los años 1990 los reguladores pusieron atención en las consecuencias no intencionadas de la aplicación de Credit Scoring sobre las minorías, Barefoot J. [40]

2.3.1. La técnica del *Credit Scoring*

El *Credit Scoring* permite la cuantificación de la probabilidad de incumplimiento (o cumplimiento) de un individuo analizado, esta técnica requiere el uso de métodos cuantitativos, entre los más conocidos están los métodos estadísticos paramétricos o no paramétricos. Siguiendo el esquema de Cameron A. y Triverdi P. [41] los pasos necesarios para la aplicación de estas técnicas se describen a continuación.

Es necesario el diseño de una medida de cumplimiento o incumplimiento por parte de los individuos a ser analizados, y se debe recolectar información, para fines de la modelización se representará como una variable binomial discreta con valores 1 y 0.

La información es un concepto fundamental en el uso del *Credit Scoring*, existe mucha información que puede ser explotada y muchas veces no lo es, sin embargo la tecnología de hoy permite ha evolucionado para proveer técnicas como el Business Intelligence (Inteligencia de negocios) o Data-Mining (Minería de datos) que intentan transformar la información en conocimiento y así dar ventajas a quienes las explotan.

De acuerdo con la visión de la información de Malthus propuesta por Varian H. [42] la información crece de forma geométrica, mientras su consumo solo crece de forma lineal. Es decir que existe mucha más información de la que se puede explotar y la brecha sigue aumentando, sin embargo, mediante la implementación de técnicas cuantitativas respaldadas por metodologías de recopilación de información, se pueden lograr beneficios orientados a la administración del riesgo de crédito.

Luego, es necesaria la recolección de información de características de los individuos, dependiendo del tipo de individuo que se analiza se puede contar con información demográfica, social, económica y financiera.

En este artículo se plantea el supuesto de que las características de un banco definen su posición frente a la toma de riesgos, y consiguientemente sus metodologías, procesos y normas internas para la generación de cartera. Luego, el perfil de riesgos del banco, medido a través de sus características es capaz de determinar el comportamiento de la calidad de su cartera crediticia.

Una vez recolectada la información debe ser modelada con alguna técnica cuantitativa, entre las cuales se tiene a las siguientes:

- Paramétrica, que requiere supuestos sobre la información
 - Logit (que es el más utilizado)
 - Probit
 - Log- Log
 - Probabilidad Lineal
- No paramétrica, que no requiere supuestos sobre la información
 - Redes Neuronales
 - Algoritmos genéticos
 - Análisis de vecindarios cercanos.

Una vez aplicada la técnica, para la aplicación es necesario conocer bien el contexto en el que se ha realizado el modelo, usualmente definido dentro de los supuestos del modelo, ya que el uso del modelo desarrollado en un contexto inadecuado puede resultar perjudicial, Rhyne E. [43] relata la experiencia de una compañía de Chile que desarrolló un modelo de *Credit Scoring* en base a información de personas de Chile (asalariados) para puntuar a personas independientes (auto-empleadas) en Bolivia. La descontextualización del uso modelo (por el tipo de generación de ingresos y la situación económica, social coyuntural) ocasionó la generación de pérdidas y posteriormente la quiebra de la empresa.

2.4. Estabilidad Financiera y el Riesgo de Crédito

El fin último de tratar el riesgo de crédito es la estabilidad financiera de un sistema bancario y de un sistema económico. De acuerdo a la literatura, el riesgo de crédito es un buen indicador de la estabilidad financiera de un país, la materialización o no control del riesgo de crédito deriva en crisis bancarias, e inestabilidad financiera.

Autores como Chang E., *et al.* [44] y Reinhart C. y Rogoff K. [45] proponen que el riesgo de crédito es el catalizador de las crisis bancarias, por lo tanto la medida del riesgo de crédito a través de la mora bancaria permite monitorear la estabilidad financiera.

Inaba N., *et al.* [46] utilizan al índice de mora como proxy de la estabilidad financiera, de acuerdo a su análisis en la economía japonesa la mora refleja el mal funcionamiento de un sistema bancario.

Aspachs O., *et al.* [47] presentan a la estabilidad financiera como lo contrario de la fragilidad financiera que es definida por una mora elevada y una rentabilidad baja en el sector bancario.

De este modo el Riesgo de Crédito y su administración, juega un papel fundamental en la toma de decisiones no solamente de individuos o del sector bancario, sino de reguladores y tomadores de decisiones de política económica ya que el correcto control de este riesgo permite asegurar la estabilidad financiera.

3. METODOLOGÍA PROPUESTA: MACRO *CREDIT SCORING*

3.1. Propuesta

En esta sección se presenta la metodología propuesta denominada Macro *Credit Scoring*, se parte presentando el esquema propuesto (Ver Tabla 1) para la explotación del *Credit Scoring* y posteriormente se desarrolla la misma.

En el esquema se propone calcular la probabilidad de incumplimiento de la cartera de créditos de un banco de forma agregada, con el fin de cuantificar el riesgo de crédito que tiene el banco en su cartera, como se mencionó en la revisión de la literatura, el cálculo del riesgo de incumplimiento (PD) es una parte del cálculo de las pérdidas esperadas y es la parte en la que interviene el Credit Scoring desde el enfoque de la medición de riesgos, de este modo esta metodología se enfoca en PD pero mediante una adaptación innovativa:

$$EL = \boxed{PD} * LGD * EAD$$

TABLA 1 - MACRO CREDIT SCORING COMO METODOLOGÍA PARA LA CUANTIFICACIÓN DEL RIESGO DE CRÉDITO AGREGADO

Procedimiento actual		
Entidad 1	Cliente 1,1	→ Probabilidad de Incumplimiento Cliente 1,1 = f(Características asociadas al Cliente 1,1; Variables de control)
	Cliente 2,1	→ Probabilidad de Incumplimiento Cliente 2,1 = f(Características asociadas al Cliente 2,1; Variables de control)
	...	→ ...
	Cliente n,1	→ Probabilidad de Incumplimiento Cliente n,1 = f(Características asociadas al Cliente n,1; Variables de control)
	Total 1	→ Agregación Probabilidad de incumplimiento Clientes Banco 1
...		
Entidad n	Cliente 1,n	→ Probabilidad de Incumplimiento Cliente 1,n = f(Características asociadas al Cliente 1,n; Variables de control)
	Cliente 2,n	→ Probabilidad de Incumplimiento Cliente 2,n = f(Características asociadas al Cliente 2,n; Variables de control)
	...	→ ...
	Cliente n,n	→ Probabilidad de Incumplimiento Cliente n,n = f(Características asociadas al Cliente n,n; Variables de control)
	Total n	→ Agregación Probabilidad de incumplimiento Clientes Banco n
↓		
Procedimiento propuesto		
Entidad 1	Cartera consolidada de créditos de clientes 1,1 al n,1	→ Probabilidad de Incumplimiento Cartera Entidad 1 = f(Características asociadas a la Entidad 1; Variables Macroeconómicas; Variables de Control)
...		
Entidad n	Cartera consolidada de créditos de clientes 1,n al n,n	→ Probabilidad de Incumplimiento Cartera Entidad n = f(Características asociadas a la Entidad n; Variables macroeconómicas; Variables de Control)
Sistema		→ Agregación Probabilidad de incumplimiento Entidad 1 a la Entidad n

Fuente: Elaboración propia.

Este artículo se delimita a cuantificar PD por un tema de delimitación, el cálculo de

Los pasos de la metodología son:

- i. Diseñar la variable que definirá el incumplimiento de la cartera de créditos agregada de un banco. En el enfoque tradicional del Credit Scoring se hace un análisis de cosechas o de mora de los créditos o clientes analizados, clasificando Buenos y Malos. En este caso se debe diseñar una medida (o varias dependiendo del enfoque de riesgos que se quiera dar) que permita clasificar carteras buenas de carteras malas (relacionadas a bancos). Este punto es fundamental para la metodología propuesta ya que se debe considerar que se está buscando medir el comportamiento de la cartera de créditos de un banco, no así el banco.
- ii. Identificar y diseñar la medida de variables que expliquen el comportamiento de las carteras de los bancos. En el enfoque tradicional del Credit Scoring se utilizan características económicas, financieras, sociales, demográficas u otras del cliente o crédito, sin embargo en esta metodología al estar trabajando con carteras agregadas de los clientes en un banco se utilizarán características del banco. Nótese que esta metodología está abstrayendo y agregando el comportamiento individual de los clientes de un banco y los está relacionando al comportamiento del mismo banco como una forma de relacionar el perfil del banco y del comportamiento de su cartera.
- iii. Modelar la información mediante técnicas cuantitativas y obtener así la función de puntuación. Este paso implica la decisión del uso de la técnica y los tests o pruebas que la misma requiere.
- iv. Obtener la probabilidad de incumplimiento en base a la diferenciación entre bancos con un comportamiento de cartera bueno y bancos con un comportamiento de cartera malo, en y en base a estas medida se puede agregar una medida global para el sistema bancario en su conjunto, llegando así al objetivo final de cuantificar el riesgo de crédito de un sistema, o bien uso del *Credit Scoring* a nivel Macro.

Los puntos iii y iv son aplicados bajo el esquema estándar de la técnica de *Credit Scoring*, sin embargo al haber diseñado el modelo bajo otro enfoque en los puntos i., ii, se está aplicando la técnica para un fin macrofinanciero, y no así a nivel micro o corporativo.

Cabe resaltar que no se está buscando medir la probabilidad de incumplimiento del banco como tal ya que para ese fin simplemente se estaría aplicando la técnica del *scoring* a individuos de una industria como cualquier otra, como es el caso del estudio de Gurný P. y Gurný M. [48], donde se intenta predecir la quiebra de bancos y no se analiza la cartera que tiene el banco, este estudio plantea un diseño de la medida a ser modelada, orientado al comportamiento agregado de la cartera de créditos del banco.

Esta herramienta puede ser utilizada por las entidades bancarias para calcular la probabilidad de incumplimiento agregada de su cartera en base al perfil del banco, pero el fin último de este estudio es obtener el riesgo de crédito del sistema bancario completo.

Es necesario mencionar que existe una gran variedad de metodologías alternativas propuestas para medir el riesgo de crédito de bancos y sistemas bancarios de forma agregada, entre las mismas se pueden citar a Pak-wing T. Wong C. [49] que aplican Vectores Auto-Regresivos (VAR), una técnica de series de tiempo, utilizada para tests de estrés sobre bancos (Stress Testing).

Wickens M. [50] por otro lado, desarrolla un modelo DSGE de bancos e intermediación financiera en el que puede cuantificar el riesgo de incumplimiento. Chen H. y Shia B. [51] evalúan la técnica de simulación en la administración del riesgo de crédito para instituciones bancarias.

3.2. Ventajas del Macro *Credit Scoring*

La principal ventaja planteada y por la cual se elabora este artículo es la disponibilidad de información, es claro que mediante el uso tradicional del *Credit Scoring* se podría cuantificar el riesgo de crédito de los clientes o créditos de forma individual y en base a cualquier tipo de agregación desde el nivel detallado, llegar hasta un nivel mayor como ser del banco, sin embargo las instituciones financieras no pueden acceder a información de clientes de otras instituciones financieras por un tema de competencia, en última instancia solo el órgano regulador del sistema bancario podría hacerlo, y aun así el órgano regulador debería normar la recolección de información de los clientes o créditos bajo definiciones estandarizadas por parte de los bancos ya que no todos los bancos funcionan del mismo modo ni tienen los recursos, visión y objetivos para trabajar de un mismo modo por su cuenta, creándose así una necesidad de innovación para los administradores de riesgos. Mientras que la información agregada de las carteras de los bancos es pública a nivel mundial en los sistemas bancarios, y por tanto es más factible trabajar con la misma para cuantificar el riesgo de crédito en un sistema bancario o de los bancos que lo componen.

3.3. Desventajas del Macro *Credit Scoring*

Como el uso de cualquier técnica de puntaje, los resultados obtenidos dependen de los supuestos que se manejen durante el diseño de las variables y en el caso del uso de técnicas paramétricas también se depende de los supuestos de las mismas técnicas.

En el mejor de los casos se obtiene una abstracción de la realidad y una aproximación a los datos reales deseados que dependiendo de la eficiencia de los modelos realizados serán útiles o no, por otro lado ni el mejor de los modelos puede sobrevivir a algún shock inesperado, por lo que es necesario revisar los modelos periódicamente, y cuando se tenga evidencia de que se ha afectado algún supuesto asumido. En general como ejemplo se puede citar inestabilidad política, social y económica, intervención del estado entre otros shocks.

4. APLICACIÓN DE LA METODOLOGÍA PROPUESTA

En esta sección se aplica la metodología propuesta, en el sistema bancario comercial boliviano con el fin de cuantificar la probabilidad de incumplimiento de las carteras de crédito de los bancos como medida del riesgo de crédito.

4.1. Análisis de los Datos

4.1.1. Datos considerados

La base de datos muestra se compone de 633 observaciones en un panel de 10 bancos en el intervalo de tiempo Enero/2008 a Diciembre/2013, con periodicidad mensual.

Debido a la disponibilidad de datos en el periodo indicado para la muestra indicada el panel es un panel desbalanceado.

Los 10 bancos analizados son: Banco de Crédito (BCR), Banco Económico (BEC), Banco Ganadero (BGA), Banco Bisa (BIS), Banco Los Andes (BLA), Banco Mercantil Santa Cruz (BME), Banco Nacional de Bolivia (BNB), Banco Unión (BUN), Banco de Fomento a la Iniciativa Económica (BIE), Banco Fortaleza (BFO). Se excluye del análisis al Banco Sol por sus características de entidad orientada principalmente a las micro-finanzas y su tamaño que puede incidir en los resultados del sistema bancario, por otro lado se excluyen los bancos Citibank (BCT), Banco de Brasil (BDB), Banco de la Nación Argentina (BNA), el primero debido a que ha cesado sus operaciones en Bolivia y en el periodo de análisis mostraba ratios que respondían a dicho cierre, los otros dos bancos debido a que no operan al igual que el resto y sus operaciones son dirigidas principalmente a empresas estratégicas de sus respectivos países.

La fuente de información para las variables financieras es la Autoridad de Supervisión del Sistema Financiero que es el ente regulador del sistema de intermediación financiera de Bolivia, y para las variables macroeconómicas la fuente es el Instituto Nacional de Estadística.

4.1.2. Variable dependiente

La variable dependiente es binaria y es construida para modelar la probabilidad de incumplimiento de las entidades analizadas. Ella se construye a partir del ratio de mora de las instituciones bancarias, e indica la probabilidad de que una entidad se encuentre en una situación de calidad de cartera (mora) inferior al promedio de todas las entidades para un determinado año donde:

- Si el ratio de mora de la entidad i , es superior al promedio del ratio de mora de las entidades $i=1$ a $i=10$ en el año j , entonces la variable asume valor de 1, caso contrario asume el valor de cero.

A continuación, en la Figura 2, se presenta de forma gráfica la discriminación de los datos en base a la definición del variable de Default diseñada.

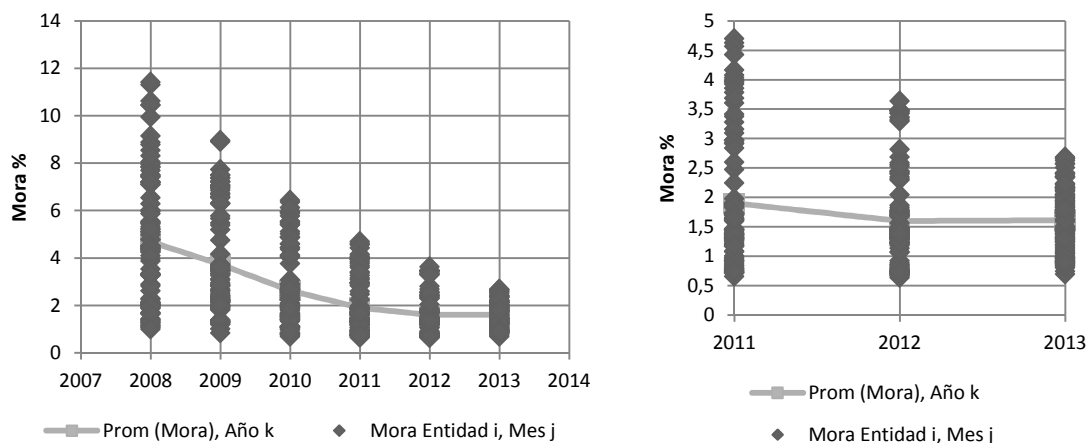


Figura 2 - Discriminación de cartera de entidades con mejor y peor performance respecto al promedio (2008 a 2013)

Fuente: Elaboración propia en base a información de ASFI.

El promedio de mora para el año k de todas las entidades es el valor que discrimina cartera de entidades con un mejor performance respecto al promedio (carteras buenas) y cartera de entidades con un performance inferior respecto al promedio (carteras malas) para fines de modelización de la probabilidad de default de la cartera de las entidades.

Es necesario notar en este análisis que durante el periodo de análisis se tiene una tendencia de mejora de la mora de la cartera en el sistema (tendencia decreciente). En el periodo en el que el promedio de mora de la cartera de las entidades financieras ha desacelerado su tendencia decreciente se puede observar que la dispersión ha ido disminuyendo, donde la dispersión de los puntos (i,j) alrededor de la mora promedio del año es cada vez menor.

En base a esta discriminación se tiene la siguiente estructura de la variable dependiente respecto a la calidad de la cartera de entidades (Ver Tabla 2):

TABLA 2 - TABULACIÓN VARIABLE DEPENDIENTE

y1	Frecuencia	%	% Acumulado
0	398	62.88	62.88
1	235	37.12	100
Total	633	100	

Fuente: Elaboración propia.

4.1.2. Variables Independientes

Las variables identificadas para la modelización de la probabilidad de Default son presentadas en la Tabla 3.

TABLA 3 - VARIABLES INDEPENDIENTES

Estructura de pasivos	Oblig.con el Público y con Empresas con Particip.Estatal/(Pasivo+Patrimonio) : (XB2)
Liquidez	(Disponib.+Inv.Temp.)/Oblig.a Corto Plazo : (XD2)
Estructura financiera	(Activo Productivo-Pasivo con Costo)/Pasivo con Costo : (XF3)
Resultados	Gastos Financieros/(Activo+Contingente) : (XH2)
Ingresos y gastos financieros	Int.Oblig.con Emp.con participación Estatal/Oblig.con emp.con particip.Estatal : (XI1)
Utilización spread efectivo	Resultados gestiones anteriores : (XM4)
	Var % 12 meses IPC : (z1)
Macroeconómicas	Var % 12 meses IGAE Ind Manufacturera : (z5)
	Var % 12 meses IGAE Serv a las Empresas : (z15)

Fuente: Elaboración propia.

Son 6 variables explicativas financieras y 3 variables explicativas macroeconómicas.

El análisis gráfico de las variables dependientes en relación a la variable dependiente (Ver Figura 3) muestra que a mayor financiamiento mediante obligaciones del público el ratio de mora es menor, la relación es inversa, por lo tanto se espera que a un mayor aporte de depósitos del público al financiamiento de las entidades bancarias, el riesgo de crédito es menor. Los ratios de liquidez sugieren una relación directa con la evolución del ratio de mora, ambos ratios muestran un comportamiento descendente, a medida que el ratio de mora mejora, ocasionado por una situación macroeconómica buena y un crecimiento de cartera, los bancos requieren utilizar su liquidez en el crecimiento de cartera. A medida que se incrementa el activo productivo (ajustado por el pasivo con costo), la mora (que mide al riesgo de crédito) se reduce. La medida porcentual de los gastos financieros muestra una relación cuasi inversa con el ratio de mora, sin embargo a partir del año 2011 se torna directa. Los intereses que se pagan a las entidades con participación estatal muestran una relación directa con el ratio de mora, lo que indica que a medida que se paga menos intereses a estas obligaciones (que están relacionadas al nivel de intereses de la economía y el poder de negociación entre los agentes) se registra un menor riesgo. El ratio de utilización del spread efectivo (como porcentaje de los resultados de gestiones anteriores), muestra una relación inversa con el ratio de mora con excepción del último año (2013). Se observa una relación directa entre la inflación y el indicador de riesgo de crédito (ratio de mora), esta relación verifica que en una situación con menor inflación el ratio de mora es más bajo. En los gráficos se puede observar una relación inversa entre la mora y la actividad económica, sin embargo esta relación no es muy marcada.

MACRO CREDIT SCORING COMO PROPUESTA PARA CUANTIFICAR EL RIESGO DE CRÉDITO

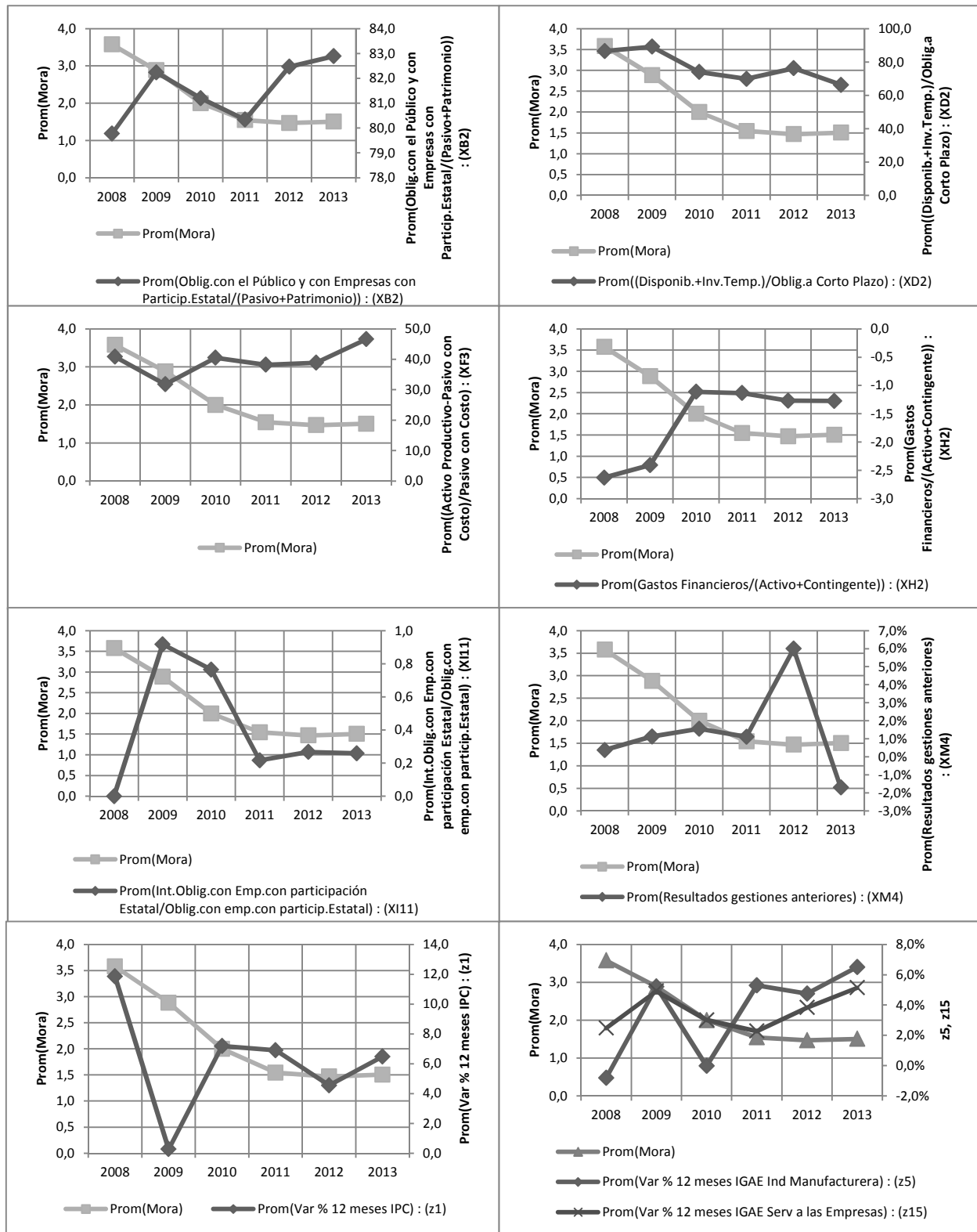


Figura 3 - Variables Independientes

Fuente: Elaboración propia en base a información de ASFI e INE.

TABLA 4 - VARIABLE GRUPO

Entidad	Prom(Mora %)	Grupo: g
BME	5	1
BUN	4.9	1
BIS	3	1
BNB	2.6	1
Sistema Bancario	2.6	
BGA	2.2	0
BFO	2	0
BCR	1.7	0
BEC	1.7	0
BLA	1	0
BIE	0.8	0

Fuente: Elaboración propia.

De forma adicional a las variables financieras y macroeconómicas se incluye en el modelo una variable que identifica a los bancos que en promedio en todo el periodo tienen una mora mayor al sistema, y en otra las que muestran una mora inferior (Ver Tabla 4) . Es interesante que esta agrupación también identifique a los bancos que año a año disputan los primeros puestos del sistema bancario (con excepción del BCR).

Por otro lado se incluyen variables *dummy* de estacionalidad para capturar comportamientos estacionales mensuales de las variables, se utilizan 12 *dummies* para identificar 12 meses, de las cuales solamente 11 son incluidas en el modelo (dmes1 a dmes11), siendo la combinación de estas 11 *dummies* cuando asumen el valor de 0 la variable que representa al mes de diciembre, sin embargo como se expone en la sección de los modelos desarrollados la única *dummy* que muestra significancia cuando asume valor de 1 es dmes10 (que corresponde a octubre).

4.1.4. Matriz de correlaciones y estadísticos descriptivos

En la Tabla 5 se presenta el cuadro de correlación entre las variables.

TABLA 5 - CORRELACIÓN ENTRE VARIABLES

Variable	y1	Z5	Z15	xm4	Grupo	xb2	xf3	xi11	z1	xd2	xh2	dmes10
Calidad de la Cartera (0 -1): (z1)	1.00											
Var % 12 meses IGAE Ind Manufacturera : (z5)	0.08	1.00										
Var % 12 meses IGAE Serv a las Empresas : (z15)	0.08	0.17	1.00									
Resultados gestiones anteriores : (XM4)	-0.23	-0.05	0.03	1.00								
Variable Grupo: (Grupo)	0.68	-0.01	-0.01	-0.14	1.00							
Oblig.con el Público y con Empresas con Particip.Estatal/(Pasivo+Patrimonio) : (XB2)	0.32	0.06	0.05	-0.20	0.35	1.00						
(Activo Productivo-Pasivo con Costo)/Pasivo con Costo : (XF3)	0.20	0.05	-0.03	-0.01	0.49	0.47	1.00					
Int.Oblig.con Emp.con participación Estatal/Oblig.con emp.con particip.Estatal : (XI11)	-0.08	-0.04	0.14	-0.01	-0.01	-0.06	-0.09	1.00				
Var % 12 meses IPC : (z1)	0.03	-0.20	-0.21	0.05	0.01	-0.10	0.15	-0.32	1.00			
(Disponib.+Inv.Temp.)/Oblig.a Corto Plazo : (XD2)	0.06	-0.03	0.02	0.14	0.06	-0.23	-0.09	0.17	-0.16	1.00		
Gastos Financieros/(Activo+Contingente) : (XH2)	0.26	0.01	0.04	-0.08	0.34	0.50	0.47	0.00	-0.19	-0.52	1.00	
Dummy Mes Octubre: (dmes10)	-0.06	0.02	-0.10	0.01	0.00	0.01	0.01	0.01	-0.01	-0.04	0.02	1.00

Fuente: Elaboración propia.

La matriz de correlaciones muestra que no existen correlaciones muy cercanas a 1 o -1, por lo tanto estadísticamente no existe una dependencia fuerte entre variables independientes, o entre la variable dependiente y las variables independientes, es decir no están fuertemente correlacionadas.

Estos hechos permiten asumir que por un lado no existen problemas de multicolinealidad para el modelo (no hay correlaciones altas entre las variables independientes), por otro lado se puede asumir que no existen problemas de endogeneidad, (no existen correlaciones altas de las variables independientes con la variable dependiente), en la sección 4.3 se presentan los resultados de las pruebas formales sobre estos supuestos.

En la Tabla 6 se presenta un resumen de los principales estadísticos descriptivos de las variables utilizadas en el modelo.

TABLA 6 - ESTADÍSTICOS DESCRIPTIVOS VARIABLES

Variable	Obs	Media	Desv. Est.	Min	Max
Calidad de la Cartera (0 -1): (z1)	633	0.4	0.5	0.0	1.0
Var % 12 meses IGAE Ind Manufacturera : (z5)	633	0.0	0.0	0.0	0.1
Var % 12 meses IGAE Serv a las Empresas : (z15)	633	0.0	0.0	0.0	0.1
Resultados gestiones anteriores : (XM4)	633	0.0	0.1	-1.1	1.0
Variable Grupo	633	0.5	0.5	0.0	1.0
Oblig.con el Público y con Empresas con Particip.Estatal/(Pasivo+Patrimonio) : (XB2)	633	81.7	5.8	62.4	90.0
(Activo Productivo-Pasivo con Costo)/Pasivo con Costo : (XF3)	633	40.9	28.2	-2.5	118.2
Int.Oblig.con Emp.con participación Estatal/Oblig.con emp.con particip.Estatal : (XI11)	633	0.4	0.8	0.0	9.4
Var % 12 meses IPC : (z1)	633	0.1	0.0	0.0	0.2
(Disponib.+Inv.Temp.)/Oblig.a Corto Plazo : (XD2)	633	76.5	15.1	44.6	137.5
Gastos Financieros/(Activo+Contingente) : (XH2)	633	-1.7	1.0	-5.6	0.0
Dummy Mes Octubre: (dmes10)	633	0.1	0.3	0.0	1.0

Fuente: Elaboración propia.

4.2. Metodología Econométrica

El problema planteado en el presente documento requiere la aplicación de un modelo no lineal que permita modelar la probabilidad de ocurrencia de un evento, en este caso que un individuo tenga una cartera de mala calidad ($y_{it}=1$). En este sentido la metodología econométrica utilizada es la de los modelos Logit.

Por otro lado, debido a que el set de información disponible es un panel de información de bancos (individuo) a través de 6 años con periodicidad mensual (tiempo), se utiliza la técnica de datos de panel para modelos no lineales (panel logit). Se aplica el *modelo agrupado (pooled) de sección cruzada y series de tiempo* también llamado *modelo de coeficientes constantes* y descrito por Cameron A. y Trivedi P. [41]:

$$y_{it} = \alpha + x'_{it}\beta + u_{it} \quad (1)$$

De acuerdo a Cameron A. y Trivedi P. [41] este tipo de modelo es conocido en la literatura como modelo de promedio-poblacional (population-averaged).

Luego se extiende este modelo a la metodología logit, donde se transforma el resultado de y_{it} para obtener la probabilidad mediante la función:

$$p_{it} = \Pr(y_{it} = 1 | x_{it}) = \frac{e^{y_{it}}}{1+e^{y_{it}}} \quad (2)$$

El método de estimación de los coeficientes puede ser realizado mediante la optimización por máxima verosimilitud, tratando a la base de datos como si cada observación y_{it} fuera una observación y_j , por otro lado se puede aplicar la optimización mediante el método generalizado de momentos que lleva a la obtención del estimador de ecuaciones estimadoras generalizadas (GEE por sus siglas en inglés).

Un supuesto necesario (asumido) es que los regresores son exógenos:

$$E[u_{it} | x_{1it}, \dots, x_{kit}] = 0 \quad (3)$$

Adicionalmente, el uso de los dos métodos requiere la aplicación de la corrección de errores estándar por la presencia de clústers. Para el caso de la optimización por máxima verosimilitud se logran errores estándar robustos, para el caso GEE se logran errores estándar semi-robustos.

A continuación se presentan los resultados de la modelización de la información mediante los dos métodos.

4.3. Modelos Desarrollados

Se desarrollan dos modelos:

- Modelo A: Mediante la metodología de panel de datos logit, el tipo de modelo de panel es el panel de promedio poblacional, donde la variable de panel es la entidad (para los 10 bancos analizados), y la variable de tiempo los meses en el periodo 2008 a 2013.

$$y_{it} = \alpha + \beta_1 x_{b2_{it}} + \beta_2 x_{d2_{it}} + \beta_3 x_{f3_{it}} + \beta_4 x_{h2_{it}} + \beta_5 x_{i11_{it}} + \beta_6 x_{m4_{it}} + \beta_7 z_{1_{it}} + \beta_8 z_{5_{it}} + \beta_9 z_{15_{it}} + \beta_{10} g_{it} + \beta_{11} dmes10_{it} \quad (4-1)$$

- Modelo B: Mediante la metodología logit, considerando que cada observación entidad-mes es una observación independiente.

$$y_j = \alpha + \beta_1 x_{b2_j} + \beta_2 x_{d2_j} + \beta_3 x_{f3_j} + \beta_4 x_{h2_j} + \beta_5 x_{i11_j} + \beta_6 x_{m4_j} + \beta_7 z_{1_j} + \beta_8 z_{5_j} + \beta_9 z_{15_j} + \beta_{10} g_j + \beta_{11} dmes10_j \quad (4-2)$$

Estos métodos son utilizados para aprovechar la disponibilidad de información, puesto que se logran 633 observaciones para asegurar resultados consistentes. Por otro lado se aplica a los modelos la corrección de los errores estándar, en el caso del modelo de panel se logran errores estándar semi-robustos y en el caso del modelo simple se logran errores estándar robustos.

En el modelo A todos los coeficientes son significativos¹ (significancia 5%). En el modelo B todos los coeficientes son significativos excepto la variable *dmes10* con una probabilidad $p >$ de 6%, la misma se mantiene en el modelo para hacer comparables ambos modelos y por otro lado cuando se evalúan los efectos marginales en ambos modelos la probabilidad de esta variable es inferior al 5%. Por otro lado el logaritmo de pseudo-verosimilitud tiene un valor de -185 y un pseudo R2 de 57.52%, lo que sumado al buen poder discriminador presentado más adelante, indica que el modelo no tiene problemas de sobre-ajuste. Por otro lado el test de Tukey y Pregibon de especificación muestra un coeficiente significativo para el regresor ‘sombbrero’ ($P > |z|$ de 0%) y un coeficiente no significativo para el regresor ‘sombbrero al cuadrado’ ($P > |z|$ de 91.6%), lo que indica que el modelo no tiene un error de especificación tanto por omisión de variables relevantes como la elección de la función de relación, esta validación es realizada para el modelo B (debido a la disponibilidad del test) y se asume como una relación análoga para el modelo A debido al uso de la misma combinación de variables.

La prueba de inexistencia de multicolinealidad es positiva, puesto que los valores VIF² llegan a un máximo de 2.85 (en la variable *xh2*) mostrando la inexistencia de correlaciones significativas entre las variables independientes.

Si bien no se presentan correlaciones significativas (se usa el parámetro mayor a 0.75 en valor absoluto) entre las variables de ingreso (*z5* y *z15*) y la variable de calidad de la cartera (*y1*), se aplica una prueba de endogeneidad, contrastando una hipótesis teórica de que la calidad de la cartera como indicador de funcionamiento de un sistema bancario podría liderar o incentivar/desincentivar al buen/mal comportamiento de la economía o de alguno de sus sectores. El resultado del test indica la inexistencia de endogeneidad para ambos casos (*z5* y *z15*) instrumentadas con variables no incluidas en el modelo final (*z7*=Variación % 12 meses del IGAE del sector Otras Industrias y *z12*=Variación % 12 meses del IGAE del sector Comunicaciones, respectivamente)³, para los tests de las variables

¹ El test de significancia valida la Hipótesis nula (Ho) de que los coeficientes de forma independiente son iguales a cero $\beta_j = 0$, en este caso se rechaza Ho.

² El valor máximo permitido para el indicador VIF es de 5 (un parámetro menos riguroso suele ser de 10), valores inferiores indican incorrelación entre las variables y la inexistencia de multicolinealidad.

³ Estas variables cumplen con las características de tener una correlación muy baja con los residuos del modelo final, y una correlación significativa entre la variable instrumento y la variable instrumentada $\rho_{(z5,z7)} = 0.73$, $\rho_{(z7,u)} = 0.03$, $\rho_{(z15,z12)} = 0.4$, $\rho_{(z12,u)} = -0.03$.

instrumentadas se obtienen probabilidades Chi²⁴ de 32% y 28% (z5 y z15 respectivamente) lo que no permite rechazar la hipótesis de exogeneidad.

En ambos modelos la probabilidad Chi²⁵ tiende a cero lo que permite rechazar la hipótesis de que los coeficientes en conjunto son iguales a cero.

Los efectos marginales muestran relaciones directas entre las variables dependientes y la variable de medición del riesgo de crédito (y1), con excepción de las variables Intereses por Obligaciones con Empresas con participación Estatal/ Obligaciones con empresas con participación Estatal (xi11), Resultados gestiones anteriores (xm4) (como porcentaje del spread efectivo), y la variable *dummy* que representa al mes Octubre para el caso del modelo A. En el caso del modelo B se debe añadir la variable (Activo Productivo-Pasivo con Costo)/Pasivo con Costo (xf3) a la excepción, todas estas variables muestran un signo negativo por lo que su incremento reduce la probabilidad del riesgo de crédito. Es interesante observar que las variables macroeconómicas (z1, z5 y z15) tienen coeficientes más altos que las variables microeconómicas, resaltando su importancia al momento de la medición del riesgo de crédito. Las variables relacionadas al Apalancamiento, Liquidez, Estructura Financiera, Rentabilidad (resultados), Ingresos y Gastos Financieros, y Uso del Spread representan adecuadamente el nivel financiero de los bancos y permiten identificar su perfil de riesgo, que a su vez permite conocer su propensión a la mora (Ver Tablas 7 y 8).

TABLA 7 - MODELOS DESARROLLADOS

Grupo	Variables	Modelo Panel Logit (Promedio Poblacional) ⁶		Modelo Logit	
		Coef.	P>z	Coef.	P>z
Estructura de pasivos	Oblig.con el Público y con Empresas con Particip.Estatal/(Pasivo+Patrimonio) : (XB2)	0.11	0.30%	0.14	0.00%
Liquidez	(Disponib.+Inv.Temp.)/Oblig.a Corto Plazo : (XD2)	0.05	0.00%	0.11	0.00%
Estructura financiera	(Activo Productivo-Pasivo con Costo)/Pasivo con Costo : (XF3)	-0.02	0.00%	-0.06	0.00%
Resultados	Gastos Financieros/(Activo+Contingente) : (XH2)	0.73	0.00%	2.06	0.00%
Ing. y gas. financieros	Int.Oblig.con Emp.con participación Estatal/Oblig.con emp.con particip.Estatal : (XI11)	-0.46	0.00%	-0.58	0.10%
Utiliz. spread efectivo	Resultados gestiones anteriores : (XM4)	-1.97	0.00%	-5.71	0.00%
Macro	Var % 12 meses IPC : (z1)	12.97	0.20%	28.08	0.00%
	Var % 12 meses IGAE Ind Manufacturera : (z5)	15.90	0.00%	30.35	0.00%
	Var % 12 meses IGAE Serv a las Empresas : (z15)	46.50	0.10%	68.57	0.10%
Dummies	Agrupación Bancos: (g)	3.25	0.30%	4.91	0.00%
	Mes Octubre: (dmes10)	-0.70	0.10%	-0.93	6.10%
	Constante	-15.45	0.00%	-22.86	0.00%
	Observaciones	633		633	
	Grupos	10		-	
	Min(Observaciones por Grupo)	13		-	
	Prom(Observaciones por Grupo)	63.3		-	
	Max(Observaciones por Grupo)	72		-	

Fuente: Elaboración propia.

⁴ En este caso se recurre a la prueba de un modelo probit con variables instrumentales sobre la misma combinación de variables dependientes e independientes, para aplicar un test de Wald de exogeneidad de las variables instrumentadas (Ho), la probabilidad calculada no permite rechazar Ho.

⁵ El test aplicado valida la Hipótesis nula (Ho) de que todos los coeficientes son iguales a 0 $\alpha = \forall \beta_j = 0$, en este caso se rechaza Ho.

⁶ Variable de agrupación: Banco, Relación: Logit, Familia: Binomial, Correlación: Cambiable

TABLA 8 - EFECTOS MARGINALES CALCULADOS EN LOS MODELOS DESARROLLADOS

Grupo	Variables	Modelo Panel Logit (Promedio Poblacional)			Modelo Logit		
		dy/dx	P> z	X	dy/dx	P> z	X
estructura de pasivos	Oblig.con el Público y con Empresas con Particip.Estatal/(Pasivo+Patrimonio) : (XB2)	0.02	6.20%	81.73	0.02	0.00%	81.73
liquidez	(Disponib.+Inv.Temp.)/Oblig.a Corto Plazo : (XD2)	0.01	0.10%	76.52	0.02	0.00%	76.52
Estructura financiera	(Activo Productivo-Pasivo con Costo)/Pasivo con Costo : (XF3)	0.00	3.00%	40.92	-0.01	0.00%	40.92
Resultados	Gastos Financieros/(Activo+Contingente) : (XH2)	0.14	0.00%	-1.67	0.30	0.00%	-1.67
Ing. y gas. financieros	Int.Oblig.con Emp.con participación Estatal/Oblig.con emp.con particip.Estatal : (XI11)	-0.09	0.40%	0.38	-0.08	0.20%	0.38
Utiliz. spread efectivo	Resultados gestiones anteriores : (XM4)	-0.38	0.20%	-0.01	-0.82	0.10%	-0.01
Macro	Var % 12 meses IPC : (z1)	2.53	3.70%	0.07	4.02	0.00%	0.07
	Var % 12 meses IGAE Ind Manufacturera : (z5)	3.10	0.20%	0.04	4.35	0.00%	0.04
	Var % 12 meses IGAE Serv a las Empresas : (z15)	9.08	0.00%	0.03	9.82	0.10%	0.03
Dummies	Agrupación Bancos	0.60	0.60%	0.45	0.73	0.00%	0.45
	Mes Octubre	-0.12	0.10%	0.08	-0.10	1.30%	0.08

Fuente: Elaboración propia.

4.2.1 Evaluación de los modelos

Se evalúa la precisión de los modelos en base a su capacidad de predicción de la variable y1, se presenta la matriz de confusión para ambos modelos.

En la Tabla 9 se muestra la matriz de confusión para los modelos desarrollados, en las filas se presenta un conteo de los datos reales obtenidos en la muestra de información, y en las columnas los datos pronosticados por los modelos, donde, de acuerdo a la definición de y1, 0 indica una observación con un comportamiento inferior al promedio (cartera de mala calidad) y 1 un comportamiento superior al promedio (cartera de buena calidad). El punto de corte utilizado para la PD es de 0.3712 para discriminar a las observaciones pronosticadas buenas de las malas. Ambos modelos tienen una capacidad de predicción de 85% a 86%, mientras que el modelo A tiene una mejor capacidad de identificación de la variable y1 cuando asume el valor de 1 con un 90%, sobre un 89% del modelo B.

TABLA 9 - MATRIZ DE CONFUSIÓN PARA LOS MODELOS DESARROLLADOS

Modelo	Real ↓/ Predicción →	0	1	Total general	Especificidad (y1=0)	Sensibilidad (y1=1)	Correctamente Clasificados
A	0	325	73	398	81.66%		
	1	23	212	235		90.21%	
	Total general	348	285	633			84.83%
B	0	336	62	398	84.42%		
	1	25	210	235		89.36%	
	Total general	361	272	633			86.26%

Fuente: Elaboración propia.

4.3. Cuantificación del Riesgo de Crédito

La metodología planteada y aplicada en el presente documento, tiene el objetivo de cuantificar el riesgo de crédito de la cartera de las entidades financieras, en este sentido, una vez desarrollado el modelo de Macro Credit Scoring, se puede calcular la probabilidad de Default de la cartera de cada entidad durante cada mes de la muestra analizada.

A continuación se presenta la probabilidad de default promedio de las 10 entidades analizadas del sistema bancario (para la muestra analizada), en los dos modelos (ver Tabla 10).

Como se observa en la Tabla 10 y Figura 4, al comparar las PD's calculadas para el sistema bancario considerando el peso de cada entidad y el proxy de la PD efectiva aplicada, se puede observar que las PD's calculadas plantean un menor nivel de previsión a partir del año 2010, mientras que los años 2008 y 2009 se requería una PD por otro lado durante los años de análisis la reducción de las PD's calculadas es más acelerada que la reducción de la PD efectiva, pero al último año (2013) la misma se desacelera.

TABLA 10 - PROBABILIDAD DE DEFAULT CALCULADA

Año	Prom(Prob Default) Modelo A	Prom(Prob Default) Modelo B	Prom(Calif Diferente de A)	Prom(Prob Ajustada Default) Modelo A	Prom(Prob Ajustada Default) Modelo B	Prom(Prev.Cartera Incobrable/Cartera)
2008	60.64%	56.99%	11.68%	7.08%	6.65%	5.56%
2009	60.10%	57.42%	9.78%	5.88%	5.62%	5.30%
2010	52.45%	52.50%	6.81%	3.57%	3.58%	4.14%
2011	56.28%	53.99%	4.59%	2.58%	2.48%	3.50%
2012	51.91%	45.60%	4.04%	2.10%	1.84%	3.13%
2013	56.10%	49.73%	3.81%	2.14%	1.90%	2.84%
Total general	55.60%	51.57%	5.87%	3.32%	3.11%	3.75%

Fuente: Elaboración propia.

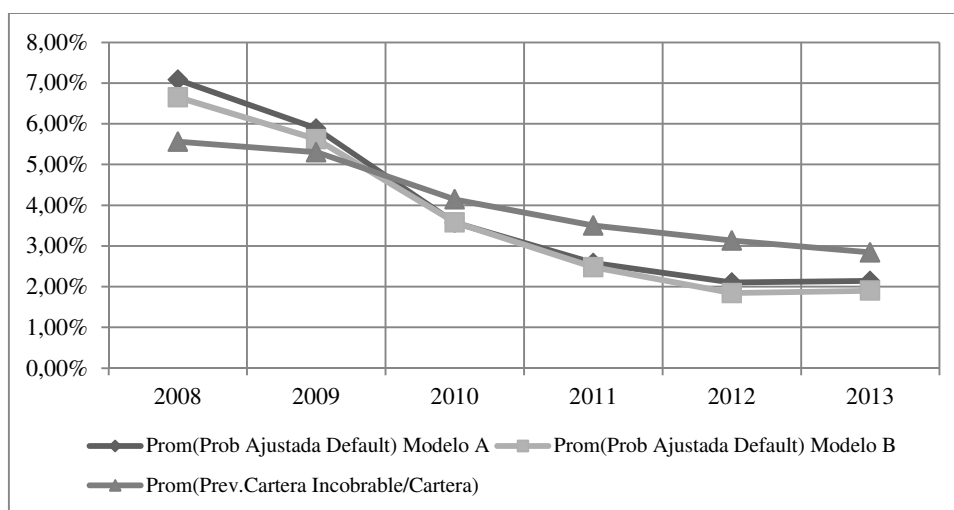


Figura 4 - Probabilidad de Default calculada

Fuente: Elaboración propia.

Esta probabilidad de default debe ser ajustada por la cartera con calificación diferente de A⁷, asumiendo que la previsión se realiza sobre la cartera con calidad inferior a A. Estas probabilidades ajustadas representan la pérdida esperada en términos relativos respecto a la cartera. Es necesario considerar que la pérdida esperada en términos monetarios también depende de la Exposición al momento del incumplimiento, y la pérdida dado el incumplimiento.

Adicionalmente en el siguiente cuadro se presenta una aproximación de la probabilidad de incumplimiento agregada (PD), aplicada efectivamente a la cartera del sistema bancario comercial, el cálculo representa la previsión por cartera incobrable como porcentaje de la cartera que es el concepto de la pérdida esperada expresada porcentualmente (o en términos relativos) o probabilidad de incumplimiento (PD).

Las probabilidades ajustadas de default calculadas mediante los modelos A y B, y la previsión efectiva aplicada para la cartera incobrable en el sistema bancario comercial boliviano, son comparables en el siguiente cuadro debido a que esta

⁷ En Bolivia se aplica la calificación de la cartera de créditos de forma estándar de acuerdo a lo establecido por el ente regulador, el rango de calificación va desde A hasta F, donde la calificación A es la cartera de mejor calidad y la calificación F es la cartera de peor calidad.

última es medida sobre la cartera total (sin ajustes), y las PD's calculadas tampoco están ajustadas por las variables EAD ni LGD.

De acuerdo a estos resultados el nivel de previsión establecido por el ente regulador es suficiente, e incluso muestra una sobre-previsión para la coyuntura financiera y económica del año 2013, sin embargo es necesario aclarar que esta estimación refleja la necesidad de previsión a un punto del tiempo y no así una planificación a futuro para escenarios estresados o shocks económicos/financieros.

5. CONCLUSIONES E IMPLICANCIAS

En este artículo se ha presentado la adaptación del Credit Scoring desde el punto de vista de la función de administración de riesgos y se lo ha adaptado en una nueva metodología denominada Macro Credit Scoring, cuyo objetivo principal es cuantificar el riesgo de crédito de entidades de manera agregada mediante la probabilidad de incumplimiento (PD), en este caso se evalúa el comportamiento de la cartera de entidades en un sistema bancario, mediante el cálculo de la probabilidad de incumplimiento para posteriormente agregar los resultados y obtener la probabilidad de incumplimiento del sistema bancario completo. El resultado obtenido en la aplicación muestra que la previsión por cartera incobrable actual en el sistema bancario comercial boliviano es superior a la determinada por el modelo en base al indicador de PD, los valores para el modelo A y B respectivamente son 3.32% y 3.11%, mientras que el ratio normativo aplicado es de 3.75% para el periodo analizado.

Se ha obtenido evidencia empírica de la existencia de una relación entre el riesgo de crédito de las entidades bancarias y su perfil financiero medido a través de los ratios financieros de la misma, también se ha podido incluir el efecto de las variables macroeconómicas en la medición del riesgo de crédito.

Se ha desarrollado una aplicación práctica de la metodología propuesta, aplicada al sistema bancario comercial boliviano, logrando cuantificar el riesgo agregado del sistema, proponiendo una herramienta para superar la restricción de la limitación de información desagregada (a nivel clientes o créditos).

Esta aplicación es útil tanto para tomadores de decisiones privados (los bancos) como para reguladores ya que aporta en el campo de la administración de riesgos con un enfoque diferente que parte de algo simple, el tradicional *Credit Scoring* y permite cuantificar el riesgo de crédito de un sistema bancario agregado.

El cálculo adecuado de la probabilidad de incumplimiento de una cartera expuesta es indispensable para una administración eficiente de riesgos, puesto que una subestimación de la pérdida esperada y las provisiones requeridas deja descubierto al sistema financiero.

A partir de los resultados obtenidos para la probabilidad de default quedan abiertas preguntas a ser abordadas en futuras investigaciones como ser: en el campo metodológico ¿es posible adaptar una metodología para calcular de forma agregada el capital económico requerido y la pérdida catastrófica?, ¿es posible adaptar otras herramientas microeconómicas o financieras para cuantificar el riesgo operativo, de liquidez y de mercado de forma agregada?, y en el campo de política económica ¿cuál es la pérdida esperada en un escenario de estrés económico? o bien ¿existe una PD estructural de largo plazo que permita a los agentes financieros estar cubiertos en cualquier etapa del ciclo económico?.

5. REFERENCIAS

- [1] Dionne, G. *Risk Management: History, Definition and Critique*. CIRRELT-2013-7, Interuniversity Research Centre on Enterprise Networks. Logistic and Transportation, Canadá. 2013.
- [2] Knight, F. *Risk, Uncertainty and Profit (Originally published 1921)*. New York : Century Press, 1964.
- [3] Keynes, J. *A Treatise on Probability (1921)*. London: Macmillan, 1963.
- [4] Ramsey, F. *Truth and Probability*. The foundations of mathematics and other logical essays. New York: Harcourt, Brace and Company, 1931, Ch. 7.
- [5] De Finetti, B. *La prévision; Ses Lois Logiques, Ses Sources Subjectives (1937)*. Studies in subjective probability. 7, 1964, pp. 1-68.
- [6] Savage, L. *The foundations of Statistics*. New York: John Wiley & Sons. 1954.
- [7] Holton, G. *Defining Risk*. Financial Analysts Journal, CFA Institute. 60(6), 2004.

- [8] Bernoulli, D. *Exposition of a New Theory on the Measurement of Risk*. *Econometrica*. 22(1), 1954, pp. 23-36.
- [9] Von Neumann, R y Morgenstern, O. *Theory of Games and Economic Behavior*. New Jersey: Princeton University Press. 1944.
- [10] Arrow, K. *The Role of Securities in the Optimal Allocation of Risk-Bearing*. *Review of Economic Studies*. 31(2), 1964, pp. 91-96.
- [11] Markowitz, H. *Portfolio Selection*. *Journal of Finance*. 7(1), 1952, pp. 77-91.
- [12] Tobin, J. *Liquidity preference as behavior towards risk*. *The review of Economic Studies*. 25(2), 1958, pp. 65-86.
- [13] Roy, A. *Safety First an the Holding of Assets*. *Econometrica*. 20, 1952, pp. 431-448.
- [14] Brady, M. J. M. *Keynes' "Safety First" Approach Decision Making Under Risk in the Treatise on Probability (1921)*. In: Rogers, C. *Keynes Sixty Years On*. September, 1995. The Adelaide Papers 8 University of Adelaide). 1995, pp 204-209.
- [15] Sharpe, W. *Mutual Fund Performance*. *Journal of Business*. 39(S1), 1966, pp. 119-138.
- [16] Kahneman, D. y Tversky, A. *Prospect Theory: an analysis of decisions under risk*. *Econometrica*. 47(2), 1979, pp. 263-291.
- [17] Lopes, L. *Between hope and fear: The psychology of risk*. *Advances in experimental social psychology*. 20, 1987, pp. 255-295.
- [18] Simon, H. *Administrative Behavior: a Study of Decision-Making Processes in Administrative Organizations*. New York: Free Press. 1997.
- [19] Allais, M. *Le comportement de l'homme rationnel devant le risque; Critique des postulats et axiomes de l'École Américaine*. *Econometrica*. 21(4), 1953, pp. 503-554.
- [20] Comité de Basilea en Supervisión Bancaria. *Principles for the Management of Credit Risk*., Basilea: BIS, 2000.
- [21] Cifter, A., Yilmazer, F. y Cifter, E. *Analysis of Sectoral Credit Default Cycle Dependency with Wavelet Networks: Evidence from Turkey*. *Economic Modelling*. 26, 2009, pp. 1382-1388.
- [22] Quagliariello, M. *Banks' Riskiness Over the Business Cycle: A Panels Analysis on Italian Intermediaries*. *Applied Financial Economics*. 17, 2007, pp. 119-138.
- [23] Salas, V. y Saurina, J. *Credit Risk in Two Institutional Regimes: Spanish Commercial and Saving Banks*. *Journal of Financial Services Research*. 22(3), 2002, pp. 203-224.
- [24] Boss, M., Fenz, G., Pann, J., Pühr, C., Schneider, M., y Ubl, E. *Modelling Credit Risk Through the Austrian Business Cycle: An Update of the OeNB Model*. OeNB Financial Stability Report. 17, 2009, pp. 85-101.
- [25] Rinaldi, L. y Sanchis-Arellano, A. *Household Debt Sustainability: What explains Household Non-performing Loans? An Empirical Analysis*. ECB Working Paper Series no:570. 2006.
- [26] Berge, B., Boye, K. *An analysis of bank's problem loans*. *Norges Bank Economic Bulletin*. 78, 2007, pp. 65-76.
- [27] Berger, A. y De Young, R. *Problem Loans and Cost Efficiency in Commercial Banks*. *Journal of banking and Finance*. 21(6), 1997, pp. 849-870.
- [28] Comité de Basilea en Supervisión Bancaria. *Basel II: International Convergence of Capital Measurement and Capital Standards: A Revised Framework*. Basilea: BIS, 2006.
- [29] Elizondo, J., Lemus, T., Quintana, A. y Comisión Nacional y bancaria de Valores, Mexico. *Regulatory use of system-wide estimations of PD, LGD and EAD*. Basilea: Financial Stability Institute, BIS. 2010.
- [30] Schuermann, T. *What Do We Know about Loss Given Default*. Wharton Financial Institutions Center Working Paper, No 04-01, 2004.
- [31] Anderson, R. *The Credit Scoring Toolkit: Theory and Practice for Retail Credit Risk Management and Decision Automation*. Oxford University Press, 2007.
- [32] Stanton, T. *Credit and Loan Scoring: Tools for Improved Management of Federal Credit Programs*. Center for the Study of American Government. John Hopkins University, 1999.
- [33] Furlletti, M. *An Overview and History of Credit Reporting*. Discussion Paper 02-07, Issued by the Payment Cards Center of the FRB of Philadelphia, 2002.
- [34] Falkenstein, E., Boral, A. y Carty, V. *RiskCalc™ for Private Companies: Moody's Default Model Rating Methodology*. Moody's Investors Service, Global Credit Research, 2000.
- [35] Durand, D. *Risk Elements in Consumer Installment Financing*. National Bureau of Economic Research, 1941.

- [36] Lewis, E. *An Introduction to Credit Scoring*. 2nd ed. San Rafael, CA: Athena Press, 1992.
- [37] Altman, E. *Financial Ratios, Discriminant Analysis, and the Prediction of Corporate Bankruptcy*. *Journal of Finance*. 23(4), 1968, pp. 589–610.
- [38] Altman, E. *Revisiting Credit Scoring Models in a Basel II Environment*. In: *Credit Rating: Methodologies, Rationale, and Default Risk*. London Risk Books. 2002.
- [39] Thomas, L. *A survey of credit and behavioral scoring: forecasting financial risk of lending to consumers*. *International Journal of Forecasting*. 16(2), 2000, pp. 149–172.
- [40] Barefoot, J. *Shooting the Rapids of Credit Scoring and Fair Lending*. *ABA Banking Journal*. 89(9), 1997, pp. 32.
- [41] Cameron, A. y Trivedi, P. *Microeconometrics: methods and applications*. Cambridge University Press, 2005.
- [42] Varian, H. *Markets for Information Goods*. University of California, 1998.
- [43] Rhyne, E. *Mainstreaming Microfinance: How Lending to the Poor Began, Grew, and Came of Age in Bolivia*. Bloomfield CT: Kumarian Press, 2001.
- [44] Chang, E., Guerra, S., Lima, E. y Tabak, E. *The Stability-Concentration Relationship in the Brazilian Banking System*. *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*. 18(4), 2007, pp. 388-397.
- [45] Reinhart, C. y Rogoff, K. *From Financial Crash to Debt Crisis*. *American Economic Review*. 101(5), 2010, pp. 1676-1706.
- [46] Inaba, N., Kozu, T., Sekine, T. y Nagahata, T. *Non-Performing Loans and The Real Economy: Japan's Experience*. BIS Papers No.22, Investigating the Relationship between the Financial and Real Economy, 2005.
- [47] Aspachs, O., Goodhart, C., Tsomocos, D. y Zicchino, L. *Towards a Measure of Financial Fragility*. *Annals of Finance*. 3(1), 2007, pp. 37-74.
- [48] Gurný, P. y Gurný, M. *Comparison of Credit Scoring models on probability of default estimation for US Banks*. *Prague Economic Papers*. Prague: University of Economics, 2013, pp. 163-181.
- [49] Pak-wing, T. y Wong, C. *Stress Testing Banks' Credit Risk Using Mixture Vector Autoregressive Models*. Working Papers No. 0813, Hong Kong Monetary Authority. 2008.
- [50] Wickens, M. *A DSGE model of banks and financial intermediation with default risk*. CEPR Discussion Papers No. 8556, 2011.
- [51] Chen, H. y Shia, B. *A Comparative Analysis of Credit Risk Management Models for Banking Industry Using Simulation*. *Applied Economics, Business and Development Communications in Computer and Information Science*. 208, 2011, pp. 554-562.