

**UNIVERSIDAD MAYOR DE SAN ANDRÉS
FACULTAD DE CIENCIAS ECONÓMICAS Y FINANCIERAS
CARRERA DE ADMINISTRACIÓN DE EMPRESAS**



MEMORIA ACADÉMICA LABORAL

**“DISEÑO Y VALIDACIÓN DE UN MODELO DE CREDIT
SCORING PARA EL FIDEICOMISO DE DESARROLLO
PRODUCTIVO ADMINISTRADO POR EL BANCO DE
DESARROLLO PRODUCTIVO BDP SAM”**

**POSTULANTE: FEDERICO GABRIEL BUSTOS MENDIETA
TUTOR: Lic. GILBERT MENDEZ RAMALLO**

LA PAZ – BOLIVIA

2017

DEDICATORIA

A mis hijos Luis Ignacio y Sabrina, por quienes la vida y cualquier tipo de esfuerzo valen la pena.

RESUMEN EJECUTIVO

El Banco de Desarrollo Productivo Sociedad Anónima Mixta (BDP SAM) es una entidad de intermediación financiera, autorizada por la ASFI para realizar operaciones de primer y segundo piso. Tiene por objetivo intermediar recursos, de manera directa, hacia el sector productivo y a entidades financieras privadas, coadyuvando al desarrollo del sector productivo. Además, actúa como banco fiduciario, administra patrimonios autónomos, así como activos y componentes financieros. Uno de los fideicomisos que administra el BDP SAM, es el Fideicomiso para el Desarrollo Productivo – FDP que tiene como finalidad, canalizar financiamiento a actividades productivas de micro y pequeños productores.

El mencionado Fideicomiso presenta niveles de mora bastante elevados, que de mantenerse de esa manera, se llegaría a niveles de insolvencia importantes, que pondrían en riesgo la sostenibilidad del mismo. En este sentido, en un trabajo realizado por la Unidad de Riesgos Integrales del BDP SAM, se identificaron varios aspectos que explicaron el comportamiento elevado de la mora; entre los cuales se estableció la insuficiencia de instrumentos de evaluación crediticia, que permitan determinar de manera adecuada, la capacidad y voluntad de pago de los clientes del FDP. Es así, que la Unidad de Riesgos Integrales diseñó un modelo de Credit Scoring que permite determinar la probabilidad de mora, de un cliente determinado, con el propósito de contar con una herramienta adicional que permita tomar decisiones acertadas en la otorgación de créditos enmarcados en el FDP.

ÍNDICE GENERAL

CAPÍTULO I.....	1
INTRODUCCIÓN	1
Metodología Utilizada	3
a. SECTOR DE ESTUDIO	6
b. IMPLICANCIAS PRÁCTICAS	9
c. RELEVANCIA SOCIAL.....	9
CAPÍTULO II.....	10
GENERALIDADES DE LA ACTIVIDAD PROFESIONAL	10
II.1. DESCRIPCIÓN DE LA ACTIVIDAD PROFESIONAL DE FORMA TOTAL Y SISTEMÁTICA.....	10
II.2. ACTIVIDAD PROFESIONAL PARA LA SOLUCION DEL PROBLEMA	14
II.2.1. Planteamiento del problema	14
II.2.2. Identificación y descripción del problema	15
➤ Pregunta de investigación.....	16
II.2.3. Objetivo general.....	17
1.1. Objetivos específicos	17
II.3. Descripción específica de la actividad profesional en relación con la solución del problema	18
CAPÍTULO III.....	19
ALCANCES EN LA SOLUCIÓN DEL PROBLEMA EN EL CONTEXTO DE UN MARCO TEÓRICO	19
III.1. Mapa Conceptual.....	19
III.1.1. Administración Financiera.....	19
III.1.2. Gestión integral de Riesgos Financieros	22
III.1.2.1. Riesgo de Crédito	22
➤ Mora	23
III.1.2.2. Gestión del riesgo de crédito	23
➤ Identificación del riesgo de crédito	24
➤ Tipos de Credit Scoring	26
➤ Métodos de estimación de modelos Credit Scoring.....	26
➤ Modelo Lineal de Probabilidad	28
➤ Análisis discriminante	28

➤ Modelos de regresión con variable dependiente dicótoma.....	29
➤ El modelo LOGIT	30
➤ Estimación de los parámetros en los modelos Logit.....	33
➤ Estimación con observaciones no repetidas: Método de Máxima-Verosimilitud	35
➤ Estimación con observaciones repetidas: Método Mínimos Cuadrados Generalizados	37
➤ Validación de la especificación del modelo Logit.....	39
➤ Homoscedasticidad	40
➤ Autocorrelación	40
➤ Multicolinealidad	42
➤ Tipos de variables utilizadas en modelos Scoring	43
III.1.2.3. Etapas del proceso crediticio	44
III.1.2.4. Evaluación de un Crédito, las 5c's.....	46
CAPÍTULO IV.....	49
IV.1. DESCRIPCIÓN DE LA SOLUCIÓN AL PROBLEMA -DESARROLLO DE LA SOLUCIÓN Y RESULTADOS LOGRADOS	49
IV.1.1. Determinación de la muestra.....	49
III.1.2. Análisis descriptivo de las variables a modelar para el Credit Scoring	52
III.1.3. Diseño del modelo Credit Scoring	59
Estrategia Asociada y Perfil de Riesgo.....	65
Perfil de Riesgo	66
IV.1.4. Validación del Modelo	67
CONCLUSIONES	70
RECOMENDACIONES	70
ANEXOS Y APENDICES	71
BIBLIOGRAFIA	72

ÍNDICE DE CUADROS Y GRÁFICOS

Cuadro 1:	Diagrama Causa y efecto	15
Cuadro 2:	Mapa Conceptual	19
Cuadro 3:	Proceso Crediticio	48
Cuadro 4:	Variables Cualitativas de la Base de Datos del CPI	50
Cuadro 5:	Variables Cuantitativas de la Base de Datos del CPI	51
Cuadro 6:	Creación de Variables dicótomas	51
Gráfico 1:	Número de Prestatarios por Departamento	52
Gráfico 2:	Prestatarios por Género	53
Gráfico 3:	Prestatarios por Rango de Edad	54
Gráfico 4:	Prestatario por Estado Civil	54
Gráfico 5:	Prestatario por Grado de Instrucción	55
Gráfico 6:	Prestatario por Tipo de Vivienda	56
Gráfico 7:	Prestatario por Área Geográfica	56
Gráfico 8:	Prestatario por Destino de Crédito	57
Gráfico 9:	Prestatario por Número de trabajadores	58
Gráfico 10:	Prestatario por Años de Experiencia en el Negocio	58
Gráfico 11:	Índice de Mora CPI y Bancos	59
Cuadro 7:	Definición de Variable Dependiente	60
Cuadro 8:	Modelo Credit Scoring	61
Cuadro 9:	Explicación de los Coeficientes Estimados y sus signos	62
Cuadro 10:	Perfil de Riesgo	66
Cuadro 11:	Distribución de Probabilidades	66
Gráfico 12:	Histograma	67
Cuadro 12:	Prueba de Predicción del Modelo	67
Cuadro 13:	Matriz de Correlación	68
Cuadro 14:	Prueba de Homoscedasticidad del Modelo	68

CAPÍTULO I

INTRODUCCIÓN

El Banco de Desarrollo Productivo Sociedad Anónima Mixta (BDP SAM) es una entidad de intermediación financiera, autorizada por La Autoridad de Supervisión del Sistema Financiero (ASFI) para realizar operaciones de primer y segundo piso. Tiene por objetivo intermediar recursos, de manera directa, hacia el sector productivo (actividad de primer piso) y a entidades financieras privadas (actividad de segundo piso), coadyuvando al desarrollo del sector productivo. Además, actúa como banco fiduciario, administra patrimonios autónomos, así como activos y componentes financieros. Es importante mencionar que la nueva Ley de Servicios Financieros, promulgada el 21 de agosto de 2013, autoriza al BDP SAM a realizar operaciones de primer y de segundo piso.

Uno de los fideicomisos que administra el BDP SAM, es el Fideicomiso para el Desarrollo Productivo – FDP que tiene como finalidad, canalizar financiamiento a actividades productivas enmarcadas en los sectores y complejos productivos priorizados por el Gobierno Nacional. Asimismo, otorgar créditos para micro y pequeños productores de alimentos y otros sectores productivos declarados en situación de desastre, posibilitando una recuperación efectiva de dichos sectores.

El mencionado Fideicomiso presenta niveles de mora bastante elevados, que de mantenerse de esa manera, se llegaría a niveles de insolvencia importantes, que pondrían en riesgo la sostenibilidad del mismo. En este

sentido, en un trabajo realizado por la Unidad de Riesgos Integrales del BDP SAM, se identificaron varios aspectos que explicaron el comportamiento elevado de la mora; entre los cuales se estableció la insuficiencia de instrumentos de evaluación crediticia, que permitan determinar de manera adecuada, la capacidad y voluntad de pago de los clientes del FDP. Es así, que la Unidad de Riesgos Integrales diseñó un modelo de Credit Scoring que permite determinar la probabilidad de mora, de un cliente determinado, con el propósito de contar con una herramienta adicional que permita tomar decisiones acertadas en la otorgación de créditos enmarcados en el FDP.

La utilización de modelos de Credit Scoring para la evaluación del riesgo de crédito, es decir, para estimar probabilidades de default y ordenar a los deudores y solicitantes de financiamiento en función de su riesgo de incumplimiento, comenzó en los 70's pero se generalizó a partir de los 90's. Esto se ha debido tanto al desarrollo de mejores recursos estadísticos y computacionales, como por la creciente necesidad por parte de la industria bancaria de hacer más eficaz y eficiente la canalización de recursos, y de tener una mejor evaluación del riesgo de su portafolio.

El acuerdo internacional sobre regulación y supervisión bancaria denominado "Nuevo Acuerdo de Capital", aprobado en 2004 por el Comité de Basilea y conocido como Basilea II, exige a las entidades financieras de los países que se adscriba al mismo una revisión de sus dotaciones de capital para cubrir los riesgos. Por consiguiente, las entidades financieras y de micro finanzas (IMFs) supervisadas requieren adoptar procesos internos que sean capaces de medir el riesgo de crédito. En efecto, estos parámetros les obligan a disponer de herramientas que les permitan establecer modelos de medición (scoring y ratings) con objeto de discriminar a los clientes según su perfil de riesgo, sistemas de seguimiento del riesgo vivo y modelos de evaluación de la exposición y la severidad en

el riesgo de crédito.

En la primera parte del trabajo se presentan la metodología de investigación empleada, los antecedentes del FDP y del Banco de Desarrollo Productivo SAM, como fiduciario (administrador) del mismo. A continuación, se presentan la formación académica y experiencia laboral del participante del PETAENG de la carrera de Administración de Empresas de la UMSA.

En la segunda parte, se identifica y describe el problema, y se determinan los objetivos y alcances del trabajo. Seguidamente, en la cuarta parte, se desarrollan todas las teorías, conceptos y normativas que resulten relevantes y necesarios considerar para la realización óptima y adecuada del objeto del presente trabajo. Seguidamente, en la quinta parte, se realiza el planteamiento, especificación, desarrollo y validación del modelo econométrico, que permita contar con una herramienta de Credit Scoring. Por último, en la sexta parte, se determinan las conclusiones y recomendaciones emergentes del trabajo realizado.

Metodología Utilizada

Cuando se va a resolver un problema en forma científica, es muy conveniente tener un conocimiento detallado de los posibles tipos de investigación que se pueden seguir. Este conocimiento hace posible evitar equivocaciones en la elección del método adecuado para un procedimiento específico.¹

¹ Vid, nota 41. Pág. 43.

Conviene anotar que los tipos de investigación difícilmente se presentan puros; generalmente se combinan entre sí y obedecen sistemáticamente a la aplicación de la investigación.²

➤ **Método Descriptivo**

Comprende la descripción, registro, análisis e interpretación de la naturaleza actual, y la composición o procesos de los fenómenos. El enfoque se hace sobre conclusiones dominantes o sobre cómo una persona grupo o cosa se conduce o funciona en el presente.³

La investigación descriptiva trabaja sobre realidades de hecho, y su característica fundamental es la de presentarnos una interpretación correcta.⁴

El presente trabajo, realiza una descripción general de las metodologías de identificación de riesgos de crédito, para luego aterrizar en los temas de especificación del modelo.

➤ **Método Analítico**

El método analítico es aquel método de investigación que consiste en la desmembración de un todo, descomponiéndolo en sus partes o elementos

² Ibid. Pág. 43-44.

³ TAMAYO, Mario. (2003). *El proceso de la investigación científica*. México: Limusa S.A (4ª ed). Pág. 46.

⁴ ORTIZ Frida y María GARCÍA. *Metodología de la Investigación*. México: Limusa. (5ta ed.) 2005.

para observar las causas, la naturaleza y los efectos. El análisis es la observación y examen de un hecho particular. Es necesario conocer la naturaleza del fenómeno y objeto que se estudia para comprender su esencia. Este método nos permite conocer más del objeto de estudio, con lo cual se puede: explicar, hacer analogías, comprender mejor su comportamiento y establecer nuevas teorías.⁵

El presente trabajo es analítico ya que a través de una especificación econométrica, se determinará y estudiarán las variables relevantes que resultarán significativas en la medición del riesgo de crédito en la toma de decisiones de otorgación de financiamiento con los recursos del FDP.

➤ **Método Propositivo**

La investigación propositiva se caracteriza por generar conocimiento, a partir de la labor de cada uno de los elementos de investigación para alcanzar reconocimiento científico interno y externo. Así como las líneas de investigación donde los elementos estudiados concuerdan con el objetivo del estudio y establezcan soluciones a problemas determinados.⁶

La coordinación de este tipo de investigación propone y organiza los espacios de interacción entre los elementos a ser investigados, sociabiliza las propuestas y cristaliza la integralidad científica, aspectos que son

5

⁶ NOACK Lilian. *Coordinación en Investigación*. Universidad del Rosario. Facultad de Ciencias Naturales y Matemáticas. En Línea: http://www.urosario.edu.co/ciencias_naturales_y_matematicas/uria/Investigacion/Coordinacion-en-Investigacion/. [Consulta 12/07/2011]

indispensables en el diseño y el desarrollo de proyectos de investigación.

El presente trabajo resulta también ser propositivo a razón de que el resultado que vaya a ser obtenido del estudio realizado tiene como objetivo proponer la implantación de un modelo de Scoring que facilite la toma de decisiones crediticias.

a. SECTOR DE ESTUDIO

El Banco de Desarrollo Productivo Sociedad Anónima Mixta BDP SAM, es una entidad de intermediación financiera de primer y segundo piso, regulada por la Autoridad de Supervisión del Sistema Financiero de Bolivia (ASFI) y constituida como persona jurídica de derecho privado. La estructura accionaria está compuesta en un 80% por el Estado Plurinacional de Bolivia y en un 20% por la Corporación Andina de Fomento (CAF).

EL BDP SAM tiene por misión, apoyar el desarrollo productivo del país generando ingresos, empleo y reducción de desigualdades de los actores de la economía plural, buscando la creación de valor, transformación y diversificación productiva, soberanía alimentaria y preservación del medio ambiente.

Operativamente, el BDP SAM, coloca créditos de manera directa, actividad relacionada a operaciones de primer piso, Asimismo, trabaja a partir de la intermediación de fondos, a través de entidades financieras privadas que cuentan con licencia de funcionamiento de emitida por la ASFI o que se encuentran en proceso de regulación, actividad relacionada

a operaciones de segundo piso. Como banco fiduciario, administra patrimonios autónomos, así como activos y componentes financieros.

El BDP SAM, tiene como fuentes de fondeo los recursos propios de la entidad, así como los créditos otorgados organismos multilaterales. En los dos últimos años, como alternativa de financiamiento, se emitieron bonos en el mercado de capitales boliviano. A partir de junio de 2015, con la otorgación de la Licencia de Funcionamiento por parte de la ASFI para realizar operaciones de primer piso, el BDP SAM cuenta con la opción de emisión de Certificados de Depósito a Plazo Fijo, como parte de sus instrumentos de fondeo.

Los mecanismos de otorgación de créditos que utiliza el BDP SAM para canalizar recursos al sector productivo son: Las Ventanillas de Crédito, destinadas a promover crédito al sector productivo desde las entidades financieras de primer piso; los denominados créditos sectoriales que bajo la figura de fideicomisos, constituidos con recursos de la propia entidad y administrados por entidades financieras de primer piso, se otorga créditos al sector productivo en condiciones adecuadas; la administración de fideicomisos, constituidos con recursos públicos y privados, para financiar actividades productivas y finalmente la colocación de créditos de manera directa.

El BDP SAM, en calidad de fiduciario, administra fideicomisos de crédito, de inversión y de administración. En cuanto a los fideicomisos de crédito, administra el FDP (Fideicomiso para el Desarrollo Productivo), FIPOREGA (Fideicomiso de Poblamiento y Repoblamiento Ganadero), FV (Fideicomiso Venezuela), FEPROBE (Fideicomiso para el

Financiamiento a Exportadores y Proveedores al Estado Boliviano) y el PREP (Fideicomiso del Programa de Recuperación Productiva).

El Fideicomiso para el Desarrollo Productivo FDP, se constituye el 30 de mayo de 2007 mediante Decreto Supremo N° 29145, en el cual se autoriza, al Ministerio de Economía y Finanzas Públicas en condición de Fideicomitente, a suscribir un contrato de Fideicomiso con recursos del Tesoro General del Estado (TGE), a ser administrados por el BDP SAM en calidad de Fiduciario, mediante la transferencia de Bs. 265.462.970 por un plazo de 15 años. Posteriormente, en fecha 3 de abril de 2008, se emitió el Decreto Supremo N° 29500, en el que se autoriza el incremento del capital fideicomitado hasta la suma de Bs. 1.184.000.000. Finalmente, en función al Decreto Supremo N° 0195 del 8 de julio de 2009, se incrementa el capital fideicomitado en Bs. 348,500. Con la finalidad de viabilizar la canalización de los recursos del FDP, el BDP SAM suscribió Contratos de Prestación de Servicios de Administración y Recuperación de Cartera con tres entidades financieras de primer piso: Banco Unión, Prodem FFP y Banco Mercantil Santa Cruz.

El objetivo del FDP, es el de canalizar financiamiento a actividades productivas enmarcadas en los sectores y complejos productivos priorizados por el Gobierno Nacional, en el marco de lo dispuesto en el Plan Nacional de Desarrollo, orientados a cambiar la matriz productiva del país. Por sus características, este programa trata de llegar a los prestatarios, con créditos individuales y asociativos, en condiciones más favorables que las ofrecidas por el sistema financiero nacional, con tasa de interés más baja (6% anual fija), plazos largos (hasta 12 años), periodos de gracia (hasta dos años) y garantías más flexibles (garantía personal hasta Bs. 80 mil para créditos individuales y constitución de

gradual de garantías reales para créditos asociativos). El FDP, cuenta con dos modalidades de otorgación de créditos:

- Crédito Productivo Asociativo CPA: Instrumento de financiamiento para actividades productivas desarrolladas por una organización de productores legalmente constituida y con estructura organizativa definida, con la finalidad de ampliar, fortalecer y diversificar su capacidad productiva, para mejorar lo niveles de ingresos y condiciones de vida de sus asociados.

- Crédito Productivo Individual CPI: Instrumento de financiamiento dirigido a personas naturales que desarrollan actividades económicas a través de micro y pequeñas unidades productivas del ámbito urbano y rural.

b. IMPLICANCIAS PRÁCTICAS

La implementación de esta metodología, permitiría contar con mayor información sobre el riesgo crediticio en una solicitud de crédito, favoreciendo una adecuada toma de decisiones, lo cual implicaría mejorar la calidad de la cartera de créditos.

c. RELEVANCIA SOCIAL

La aplicación de un modelo de Credit Scoring, permite contar con una herramienta adicional de evaluación crediticia que agiliza el proceso de análisis de una solicitud de crédito, permitiendo una atención oportuna de las necesidades de financiamiento de los sectores productivos.

CAPÍTULO II

GENERALIDADES DE LA ACTIVIDAD PROFESIONAL

II.1. DESCRIPCIÓN DE LA ACTIVIDAD PROFESIONAL DE FORMA TOTAL Y SISTEMÁTICA

En cuanto a la experiencia laboral, en más de 10 años de servicio, se desempeñaron funciones en diferentes instituciones, iniciando la carrera profesional en la Consultora Jurídica-Económica Moya-Quiroga y Asociados, en el año de 1997, donde se ocupó el cargo de Auxiliar Contable, siendo responsable del registro de los ingresos y egresos de las actividades de la Consultora, registro de los Activos y Pasivos, pago de salarios y pago de impuestos generados por la actividad de la consultora. Posteriormente, a partir del año 2005, se desempeñó funciones en el Banco Solidario S.A., en los cargos de Oficial de Créditos y Encargado Regional de Gestión Crediticia y Metodológica. Como Oficial de Créditos, las principales funciones estaban relacionadas a la promoción y asesoramiento a clientes sobre los productos y servicios que ofrece la Institución, ejecutar el proceso de otorgación de créditos, realizar seguimiento a los créditos desembolsados y realizar de cobranzas a créditos en mora. Como Encargado Regional de Gestión Crediticia y Metodológica, las funciones principales consistían en ampliar las herramientas y procesos de Gestión Metodológica en todas las agencias de la Regional, brindar apoyo a las agencias en temas puntuales relacionados con el negocio de créditos y la Gestión de Agencia, detectar deficiencias y necesidades de reforzamiento en el proceso de Gestión Crediticia de cada agencia de la Regional, informar las mismas y

recomendar acciones correctivas que correspondan. Finalmente, apoyar en los cursos de capacitación a postulantes a asesores de crédito y a personal del banco en tecnología crediticia.

Para el año 2008, se comienza a desempeñar funciones en el cargo de Investigador en micro finanzas y Especialista en Econometría Aplicada, en la Academia Boliviana de Ciencias Económicas, realizando investigaciones en diversos campos de las Finanzas, en especial en el área de micro finanzas, apoyando las investigaciones de los diferentes Académicos de Número en las distintas áreas de las Ciencias Financieras y apoyando las investigaciones de los diferentes Académicos de Número en temas relacionados a Econometría Aplicada. Seguidamente, por el periodo de un año (2010), se trabaja en el Programa de Naciones Unidas para el Desarrollo (PNUD), como Analista Financiero del Programa Semilla, cuyas funciones eran las de asegurar el control presupuestario y seguimiento financiero de los servicios prestados por las entidades operadoras, revisar las solicitudes de desembolso y solicitudes de reembolso que presentaban las entidades operadoras emitiendo informes de conformidad a la Gerencia de Servicios Financieros (GSF), emitir informes financieros que evidencien el logro de los objetivos del Programa, elaborar reportes financieros mensuales o a requerimiento de la GSF y realizar seguimiento a operaciones desembolsadas en Servicios Financieros. Posteriormente, a partir de abril de 2011, se desempeña el cargo de Analista de Riegos Integrales del Banco de Desarrollo Productivo BDP SAM, donde las principales funciones eran las siguientes:

En lo que se refiere a las funciones de gestión de riesgos de crédito:

- Realizar el análisis de habilitación de nuevas entidades de intermediación financiera (EIF).
- Calificar de manera mensual a las EIF habilitadas y la cartera del BDP SAM.
- Calcular las pérdidas esperadas e inesperadas por riesgo de crédito.
- Determinar el nivel de exposición al riesgo de crédito en operaciones superiores a \$us 1,5 solicitadas por entidades financieras.
- Determinar el nivel de exposición al riesgo de crédito en operaciones de crédito asociativo, en el marco del Fideicomiso de Desarrollo Productivo FDP.
- Determinar el nivel de exposición al riesgo de crédito en operaciones de crédito individual a ser reprogramadas, en el marco del Fideicomiso de Desarrollo Productivo FDP.

En lo que se refiere a la gestión de riesgos de mercado:

- Efectuar seguimiento al cumplimiento de los límites de exposición a los riesgos de tasa de interés y tipo de cambio.

- Analizar las exposiciones a los distintos tipos de riesgos de mercado y su efecto sobre el margen financiero y el valor patrimonial del BDP SAM.
- Analizar las condiciones del entorno económico, de la industria y de los mercados en los que opera el BDP SAM, y sus efectos en las posiciones de los riesgos de tasa de interés y tipo de cambio, así como las pérdidas potenciales que se podrían incurrir ante situaciones adversas.
- Realizar periódicamente análisis de estrés de las exposiciones al riesgo de tasas de interés y tipo de cambio, incorporando cualquier señal de deterioro provista por los estudios realizados por el BDP u otras fuentes.

En lo que se refiere a la gestión de riesgos de liquidez:

- Efectuar seguimiento al cumplimiento de los límites de exposición a los riesgos de liquidez.
- Analizar las exposiciones a los distintos tipos de riesgos de liquidez y su efecto sobre el valor patrimonial del BDP SAM.
- Analizar las condiciones del entorno económico, de la industria y de los mercados en los que opera el BDP SAM, y sus efectos en las posiciones de los riesgos de tasa de interés y tipo de cambio,

así como las pérdidas potenciales que se podrían incurrir ante situaciones adversas.

- Realizar periódicamente análisis de estrés de las exposiciones al riesgo de liquidez, incorporando cualquier señal de deterioro provista por los estudios realizados por el BDP u otras fuentes.

Finalmente, en junio de 2014, después de un proceso de selección interna y externa, se logra una promoción al cargo de Jefe Nacional de Riesgos, del Banco de Desarrollo Productivo BDP SAM, cargo que ocupó hasta septiembre de 2016. Las principales funciones, se detallan a continuación:

- Gestión de Riesgo de Crédito en Segundo Piso.
- Gestión de Riesgo de Crédito en Primer Piso.
- Gestión de Riesgo de Liquidez.
- Gestión de Riesgo de Mercado.
- Gestión de Riesgo del Grupo Financiero BDP.
- Gestión de Riesgo Macroeconómico.

II.2. ACTIVIDAD PROFESIONAL PARA LA SOLUCION DEL PROBLEMA

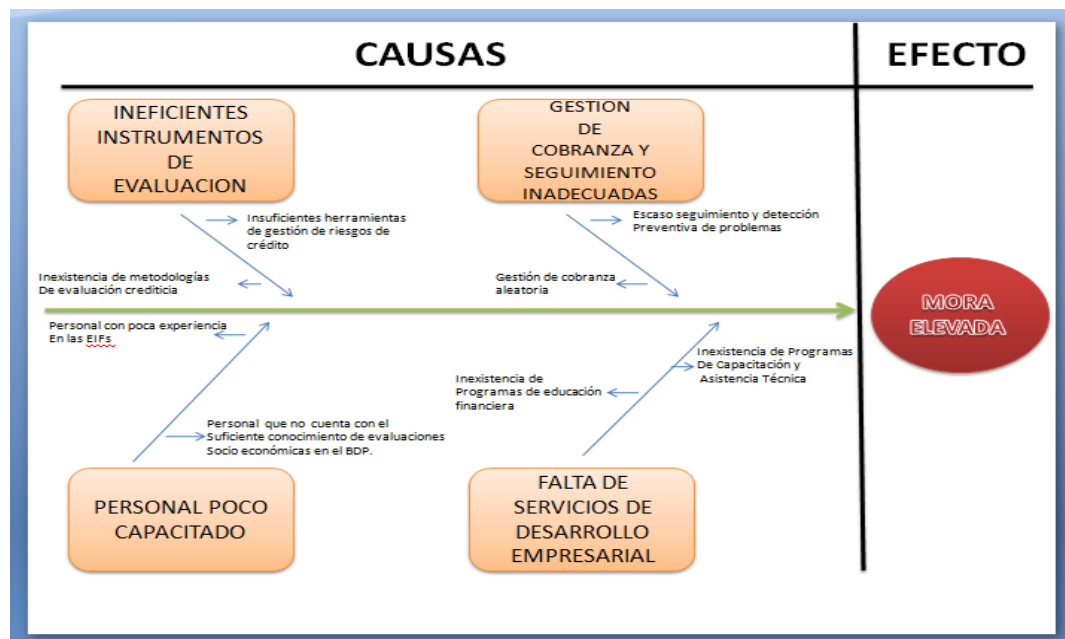
II.2.1. Planteamiento del problema

El Fideicomiso para el Desarrollo Productivo presenta una tendencia creciente en el indicador de mora, que de mantenerse de esa manera se

llegaría a niveles de insolvencia importantes, que pondrían en riesgo la sostenibilidad del mismo. Según proyección realizada⁷ y si se consideraría lo establecido en el Artículo 503, de la Ley de Servicios Financieros, el FDP hubiese entrado a un proceso de regularización a los siete años de haberse iniciado. Sin embargo es importante hacer notar que el contrato del Fideicomiso no contempla lo mencionado en la Ley de Bancos, pero para motivos de análisis resulta revelador utilizar estas normas prudenciales con el fin de proyectar la salud financiera del FDP y su sostenibilidad en el tiempo.

II.2.2. Identificación y descripción del problema

Cuadro 1
Diagrama Causa - Efecto



FUENTE: Banco de Desarrollo Productivo.

ELABORACION: Propia.

⁷ Informe de Sostenibilidad del FDP N° BDP-GR 048/2011, realizado por la Unidad de Riesgos del BDP en fecha 8 de junio de 2011.

Se pudo evidenciar que el FDP no cuenta con los suficientes instrumentos de evaluación de créditos en cuanto a herramientas para la adecuada gestión de riesgos de crédito y metodologías de evaluación crediticia en campo.

Asimismo, las gestiones de cobranza no siguen un proceso esquematizado y se las realiza siguiendo estrategias de cobranzas de manera desordenada. En el caso del seguimiento, éste es poco oportuno y no permite identificar problemas potenciales que permitan tomar medidas proactivas con el fin de prevenir problemas de impagos futuros.

Por otro lado, el personal con el que cuentan tanto las EIFs⁸ como el BDP, carecen de la experiencia necesaria y tienen poco conocimiento del manejo de instrumentos de evaluación socioeconómica.

Por tanto, el problema identificado, que tiene como causas a aquellas detalladas en los párrafos anteriores, es la elevada mora que se registra de manera recurrente mes tras mes en los estados financieros del FDP.

➤ **Pregunta de investigación**

¿Un modelo de Credit Scoring podrá constituirse en un instrumento de apoyo a la toma de decisiones en la otorgación de créditos con recursos del FDP?

⁸ Las Instituciones de Intermediación Financiera (EIFs) que operativizan el proceso crediticio, en el caso del FDP son el Banco Mercantil Santa Cruz, Prodem FFP y el Banco Unió.

II.2.3. Objetivo general

Demostrar que el Credit Scoring se constituye en un instrumento que contribuye a la toma de decisiones en otorgación de créditos individuales con recursos del FDP.

1.1. Objetivos específicos

- Diagnosticar la situación actual de la gestión de riesgos de crédito, llevadas adelante por el BDP, en el marco del CPI.

- Definir el marco teórico referido a la gestión de riesgo de crédito, haciendo énfasis en el Credit Scoring como herramienta de identificación del riesgo de crédito.

- Analizar la información y registro, de los clientes del CPI, que permita desarrollar el modelo econométrico adecuado.

- Diseñar el modelo econométrico y validarlo según la teoría de la econometría.

- Verificar la capacidad predictiva del modelo.

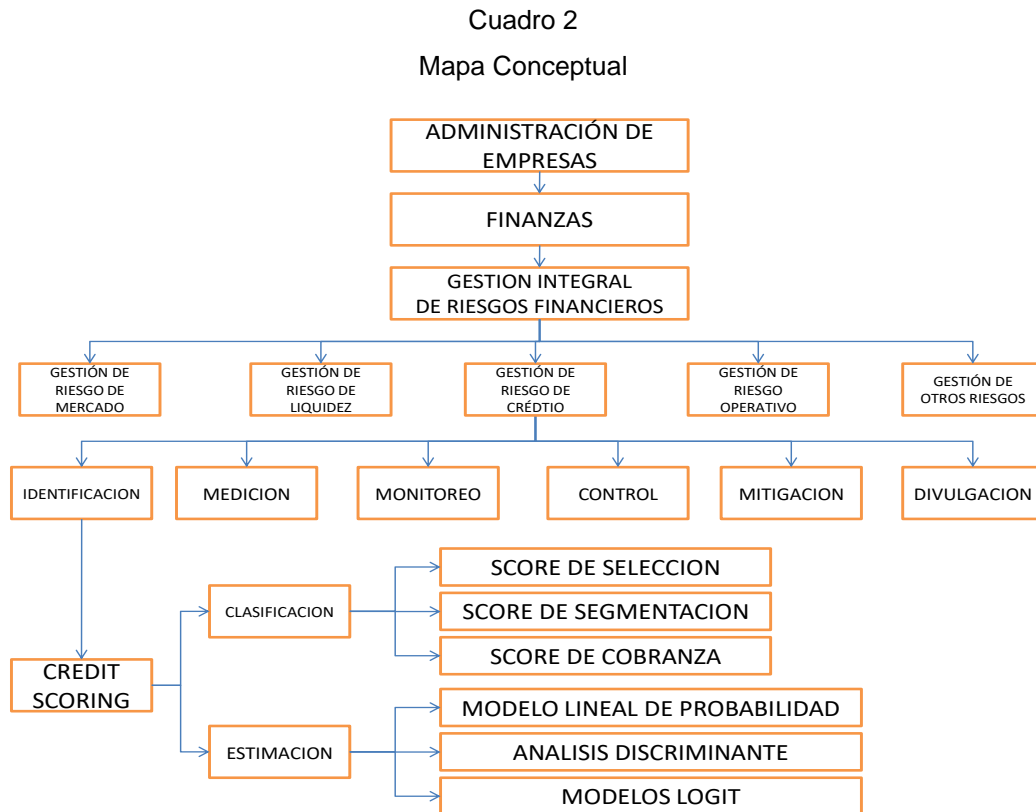
II.3. Descripción específica de la actividad profesional en relación con la solución del problema

Durante la gestión 2011, el BDP SAM implementó un conjunto de medidas orientadas a revertir los niveles elevados de mora en el Fidecomiso para el Desarrollo Productivo FDP. Una de estas medidas, guardaba relación con la necesidad de contar con un instrumento que permita determinar, de manera ex ante, la calidad crediticia de clientes en la modalidad CPI y de esta manera complementar el análisis realizado por los oficiales de crédito de las entidades mandatarias, permitiendo tomar decisiones acertadas en la colocación de créditos. En este contexto, la Unidad de Riesgos Integrales del BDP SAM, propuso el diseño, validación e implementación de un modelo de Credit Scoring, mismo que permitiría determinar la probabilidad de impago de un cliente específico, en el marco del Crédito Productivo Individual CPI del FDP.

CAPÍTULO III

ALCANCES EN LA SOLUCIÓN DEL PROBLEMA EN EL CONTEXTO DE UN MARCO TEÓRICO

III.1. Mapa Conceptual



FUENTE Y ELABORACION: Propia.

III.1.1. Administración Financiera

La administración financiera se ocupa de la adquisición, el financiamiento y la administración de bienes con alguna meta global en mente. Así, la función de decisión de la administración financiera puede desglosarse en tres áreas importantes: decisiones de inversión, financiamiento y

administración de bienes.

La administración financiera eficiente requiere la existencia de algún objetivo o meta, porque los juicios sobre la eficiencia de una decisión financiera deben hacerse a la luz de algún parámetro. Por consiguiente, el objetivo principal consiste en maximizar el precio de mercado por acción. El precio de mercado de la acción de una compañía representa el juicio focal de todas las participaciones de mercado como el valor de la empresa en particular. Toma en cuenta las utilidades por acción actuales y esperadas en el futuro; el tiempo, la duración y el riesgo de estas utilidades; la política de dividendos de la compañía, además de otros factores ⁹ que influyen en el precio de mercado de las acciones. El precio de mercado sirve como barómetro para el desempeño del negocio; indica qué tan bien se desempeña la administración a nombre de sus accionistas.

Durante la década de los años 60, se profundiza el estudio de decisiones de inversión, incorporando el factor riesgo mediante herramientas como la desviación típica del Valor Actual Neto (Hillier, 1963), técnicas de simulación (Hertz, 1964) o árboles de decisión (Maage 1964).

En 1974 se creó el Comité de Supervisión Bancaria de Basilea, en respuesta a la quiebra del banco alemán Herstatt, que puso de manifiesto la necesidad de favorecer una regulación bancaria que estableciera un capital mínimo para las entidades financieras en función de los riesgos asumidos por estas. El primer acuerdo que emitió, conocido como Basilea

9 VAN HORNE James C, WACHOWICZ Jr. Fundamentos de Administración Financiera (Decimotercera Edición), Ed. Pearson, México 2010.

I o BIS I, se publicó en 1988 y establecía que el capital mínimo que una entidad debiera tener sería de un 8% de los riesgos que afrontara. Esto supuso un paso para garantizar la capacidad de los bancos para asumir sus pérdidas. No obstante, Basilea I tenía importantes limitaciones; en particular, consideraba que todas las contrapartes tenían la misma calidad crediticia y, con la innovación financiera de los noventa, esto generó posibilidades de arbitraje.

Con todo ello, en 2004 se publicó Basilea II o BIS II, con el objetivo de hacer converger la medición de los riesgos realizada por los supervisores y la calculada por las propias entidades financieras. Este Nuevo Acuerdo de Capitales de Basilea (NACB o Basilea II), pretendía, por tanto, homogeneizar la legislación y regulación bancaria en materia de riesgo, y para ello fue más allá de un porcentaje mínimo de recursos propios y fomentó el desarrollo de unos procedimientos internos de gestión adecuados a los riesgos asumidos.

Basilea II se estructuró en tres pilares:

- Pilar I: centrado en la metodología de cálculo del capital regulatorio necesario para cubrir adecuadamente los riesgos de crédito, de mercado y operacional, incorporando un método estándar y métodos avanzados.
- Pilar II: dedicado a potenciar las facultades supervisoras y a incrementar la capacidad de autoevaluación de los niveles de capital por parte de las entidades que dispusieran de un modelo de capital económico que integrase adecuadamente todos sus riesgos.

- Pilar III: encargado de mejorar la transparencia informativa a terceros, exigiendo a las entidades facilitar información clara sobre su perfil de riesgo, así como sobre las actividades y controles utilizados para mitigar los riesgos asumidos.

El Comité de Supervisión Bancaria de Basilea publicó en Diciembre 2010 Basilea III o BIS III, en parte motivado por las carencias observadas en la crisis financiera iniciada en 2007. Se trata de los nuevos requisitos de capital, apalancamiento y liquidez que deberán cumplir las entidades financieras durante los próximos años, así como el proceso de transición hacia la nueva normativa. El objetivo es exigir más capital y de mayor calidad a las entidades para hacerlas más resistentes frente a futuros shocks financieros¹⁰.

III.1.2. Gestión integral de Riesgos Financieros

La gestión integral de riesgos consiste en identificar, medir, monitorear, controlar, mitigar y divulgar todos los riesgos inherentes a la actividad de las EIFs, bajo un enfoque global¹¹.

III.1.2.1. Riesgo de Crédito

Es la posibilidad de que una EIF incurra en pérdidas debido al incumplimiento del prestatario o de la contraparte, en operaciones directas,

¹⁰ EUDE BUSINESS SCHOOL. Gestión Integral del Riesgo. Primera Edición, España 2015.

¹¹ SUPERINTENDENCIA DE BANCOS Y ENTIDADES FINANCIERAS (2008). *Guías para la Gestión de Riesgos* (Primera ed.). La Paz, Bolivia: Artes Gráficas Sagitario SRL.

indirectas o de derivados, que conlleva el no pago, el pago parcial o la falta de oportunidad en el pago de las obligaciones pactadas. Esta posibilidad de pérdida puede provenir directamente de un evento de incumplimiento, en cuyo caso la pérdida puede afectar al estado de pérdidas y ganancias de la EIF, o del deterioro en la calidad crediticia del prestatario, emisor o contraparte, ocasionando, en este caso, la disminución del valor presente del contrato¹².

➤ **Mora**

Se entiende por mora al incumplimiento en el pago de los montos adeudados de capital o intereses, según el plan de pagos pactado, considerándose como incumplido el saldo total de la operación desde el día de vencimiento de la cuota atrasada más antigua hasta el día en que ésta sea puesta totalmente al día, tanto en capital como en intereses¹³.

III.1.2.2. Gestión del riesgo de crédito

Es el proceso de identificar, medir, monitorear, controlar, mitigar y divulgar el riesgo de crédito, en el marco del conjunto de objetivos, políticas, procedimientos y acciones establecidas por la entidad para este propósito¹⁴.

¹² SUPERINTENDENCIA DE BANCOS Y ENTIDADES FINANCIERAS (2008). *Guías para la Gestión de Riesgos* (Primera ed.). La Paz, Bolivia: Artes Gráficas Sagitario SRL.

¹³ ASFI, Recopilación de Normas para Servicios Financieros, Libro 3°, Título II, Capítulo IV, Sección 1, Página 5/5

¹⁴ Ídem.

➤ **Identificación del riesgo de crédito**

El proceso de identificación es el reconocimiento de todos los factores que al presentar comportamientos adversos, originan un incremento del riesgo de crédito, lo que significa, identificar tanto el riesgo potencial en la concesión de créditos nuevos, como en el posible deterioro de la calidad crediticia de operaciones ya desembolsadas¹⁵.

Dentro del ámbito internacional la forma más común de identificar el riesgo de crédito es mediante el uso de metodologías que se agrupan genéricamente bajo el nombre de “Scoring”, las cuales complementan el análisis y sirven como herramienta de apoyo en la toma de decisiones.

Scoring, es el nombre genérico que se le otorga al conjunto de metodologías estadísticas que estudian el comportamiento de poblaciones a partir de análisis técnicos objetivos, con el propósito de anticipar conductas de los clientes y de este modo prevenir riesgos de incumplimiento, fraude y deserción, entre otros. Estos sistemas funcionan a partir del historial de cumplimientos e incumplimientos. Para cada caso, la base de datos o historial equivalente deberá contener información sobre las características del sujeto de crédito para poder descifrar un patrón que pueda pronosticar de manera prospectiva si una operación de crédito entrará o no en incumplimiento en base a experiencias similares. Este pronóstico se puede expresar de dos maneras: un score (puntaje) numérico y una probabilidad de incumplimiento.

¹⁵ Ídem.

El score numérico es una medida de tipo ordinal que compara distintas operaciones dentro de una cartera o portafolio. La probabilidad de incumplimiento es una medida estandarizada que, siendo una probabilidad, se encuentra entre 0 % y 100 %, por lo que generalmente es más fácil de interpretar. Al respecto se aplica:

“A mayor score (puntaje numérico), menor probabilidad de incumplimiento, y a menor score, mayor probabilidad de incumplimiento”¹⁶.

Estos scores o puntajes dependen de las variables que el modelo detecta como claves para predecir incumplimientos, en función del historial propio de la EIF. En general, es la combinación de las variables la que determina el puntaje y la probabilidad de incumplimiento en base a las ponderaciones que determina el modelo, y no está sujeto al criterio subjetivo del analista sino a los datos históricos de cumplimientos e incumplimientos.

Precisamente el término de Scoring técnico, se refiere a la capacidad del modelo de recoger las variables importantes y asignarles su debida ponderación, cosa que no se podría realizar de modo subjetivo, pues resultaría imposible identificar estos patrones en los datos a simple vista, especialmente cuando existen miles de registros. Cabe resaltar que, además de identificar las variables significativas para predecir incumplimientos, el modelo genera automáticamente las ponderaciones en el Scoring, en lugar de una asignación mediante algún criterio subjetivo.

¹⁶ SUPERINTENDENCIA DE BANCOS Y ENTIDADES FINANCIERAS (2008). *Guías para la Gestión de Riesgos* (Primera ed.). La Paz, Bolivia: Artes Gráficas Sagitario SRL.

➤ Tipos de Credit Scoring

Por lo general, existen dos tipos de modelos de Scoring:

- Scoring de aprobación o de evaluación de solicitudes para créditos nuevos.
- Scoring de gestión o de comportamiento, que realiza seguimiento a los clientes ya incorporados dentro de la EIF y permite generar y automatizar algunos procesos tales como: (1) Estimación de previsiones, acciones de cobranza, detección preventiva de fraude, análisis de mercadeo para medir niveles de consumo, lealtad y deserción y proveer ratings que diferencien clientes¹⁷.

➤ Métodos de estimación de modelos Credit Scoring

Los métodos o modelos de Credit Scoring, a veces denominados score-cards o classifiers, son algoritmos que de manera automática evalúan el riesgo de crédito de un solicitante de financiamiento o de alguien que ya es cliente de la entidad. Tienen una dimensión individual, ya que se enfocan en el riesgo de incumplimiento del individuo o empresa, independientemente de lo que ocurra con el resto de la cartera de préstamos. Este es uno de los aspectos en los que se diferencian de otras herramientas de medición del riesgo de crédito, como son los modelos de cartera y los VaR marginales, que tienen en cuenta la correlación de la calidad crediticia de los deudores de una cartera de préstamos¹⁸.

¹⁷ SUPERINTENDENCIA DE BANCOS Y ENTIDADES FINANCIERAS (2008). *Guías para la Gestión de Riesgos* (Primera ed.). La Paz, Bolivia: Artes Gráficas Sagitario SRL

¹⁸ Banco Central de la República de la Argentina. Modelos de Credit Scoring, Qué, Cómo Cuándo y Para Qué. Matías Alfredo Gutiérrez, octubre de 2007.

En una primera aproximación a los mismos, se los puede definir como “métodos estadísticos utilizados para clasificar a los solicitantes de crédito, o incluso a quienes ya son clientes de la entidad evaluadora, entre las clases de riesgo ‘bueno’ y ‘malo’”.¹⁹

Aunque originalmente en los 70's se basaban en técnicas estadísticas (en particular, el análisis discriminante), en la actualidad también están basados en técnicas matemáticas, econométricas y de inteligencia artificial. En cualquier caso, los modelos de Credit Scoring emplean principalmente la información del evaluado contenida en las solicitudes de crédito y/o en fuentes internas y/o externas de información.

El resultado de la evaluación se refleja en la asignación de alguna medida que permita comparar y ordenar a los evaluados en función de su riesgo, a la vez que cuantificarlo. Por lo general, los modelos de Credit Scoring le asignan al evaluado un puntaje o score, o una calificación, clasificación o rating. Algunos métodos los asignan a grupos, en donde cada grupo tiene un perfil de riesgo distinto; sin embargo, en la práctica esto equivale a una calificación. A su vez, estos ordenamientos de los deudores permiten obtener estimaciones más concretas del riesgo; en general se busca obtener alguna estimación de la probabilidad de incumplimiento del deudor (PD, por probabilidad de default) asociada a su score, rating o calificación. Esta estimación se puede obtener directamente del score en el caso de los modelos econométricos, o también en función de la tasa de incumplimiento (TD, por tasa de default) histórica observada en el grupo de deudores con la misma calificación o score similar.

¹⁹ Hand y Henley, 1997, Pág. 13

Algunas de las metodologías empleadas en la estimación de modelos de Scoring, tanto para aprobación como gestión, son las siguientes²⁰:

➤ **Modelo Lineal de Probabilidad**

Consiste en hacer correr un análisis de regresión múltiple. La utilidad de esta metodología radica en que permite identificar variables significativas en incumplimientos de crédito, sin embargo, las ponderaciones y probabilidades de incumplimiento calculadas bajo este método pueden generar resultados distorsionados, encontrándose éstos fuera del rango [0,1]. De ahí que no es recomendable su uso para el cálculo de probabilidad de incumplimiento, pero si para la identificación de variables significativas.

➤ **Análisis discriminante**

Conjunto de metodologías que permiten separar grupos de clientes, entre “buenos” y “malos”. El modelo Z-Score de Altman, aplicado generalmente en la evaluación de la cartera comercial, es un ejemplo de esta metodología, el cual fue desarrollado para predecir quiebras de empresas. Altman; después de analizar un sinnúmero de razones financieras y utilizando una función discriminante de la forma $Z = a_1X_1 + a_2X_2 + \dots + a_kX_k$, donde a_1, a_2, \dots, a_k son los coeficientes de la función discriminante, mientras que X_1, X_2, \dots, X_k son las variables independientes y Z es el valor de la función; eligió a cinco de ellas como las que mejor predicen quiebras:

²⁰ SUPERINTENDENCIA DE BANCOS Y ENTIDADES FINANCIERAS (2008). *Guías para la Gestión de Riesgos* (Primera ed.). La Paz, Bolivia: Artes Gráficas Sagitario SRL

X1: Capital de trabajo / Activos totales

X2: Utilidades / Activos totales

X3: Utilidades antes de impuestos e intereses / Activos totales

X4: Capital a precios de mercado / Pasivos totales

X5: Ventas / Activos totales

➤ Modelos de regresión con variable dependiente dicótoma

Esta metodología consiste en el uso de datos provenientes de sujetos de crédito que han cumplido o incumplido con sus obligaciones crediticias, con el fin de predecir el comportamiento de nuevos sujetos que pretendan acceder al mismo tipo de crédito. El modelo se aplica en el caso de personas y también para empresas.

Este modelo tiene la ventaja de que no solamente discrimina entre sujetos de “bajo riesgo” y “alto riesgo” (o “cumplidos” y “no cumplidos”), sino que además proporciona una estimación de la probabilidad de incumplimiento, basada en una muestra seleccionada. Esta probabilidad de incumplimiento puede utilizarse a su vez para realizar cálculos de pérdidas esperadas e inesperadas a nivel de operación.

Los modelos que incluyen variables dependientes del tipo sí-no, se denominan modelos de regresión de variable dependiente dicótoma. Se consideran tres enfoques para la estimación de tales modelos: (1) el modelo lineal de probabilidad (MLP), (2) el modelo LOGIT, y el modelo PROBIT. De estos, el MLP, aunque computacionalmente es fácil, es el menos satisfactorio ya que incumple algunos de los supuestos del MCO.

Debido a esto, los modelos LOGIT y PROBIT son utilizados con mayor frecuencia cuando la variable dependiente resulta ser dicótoma. Por motivos que se explicarán más adelante, se optó por utilizar el modelo LOGIT en la elaboración del presente trabajo²¹.

➤ El modelo LOGIT

La especificación de este tipo de modelos queda como sigue²²:

$$Y_i = \frac{1}{1 + e^{-\alpha - \beta_k X_{ki}}} + \varepsilon_i = \frac{e^{\alpha + \beta_k X_{ki}}}{1 + e^{\alpha + \beta_k X_{ki}}} + \varepsilon_i$$

Al igual que en el Modelo Lineal de Probabilidad, el Modelo Logit se puede interpretar en términos probabilísticos, es decir, sirve para medir la probabilidad de que ocurra el acontecimiento objeto de estudio ($Y_i=1$). En cuanto a la interpretación de los parámetros estimados en un modelo Logit, el signo de los mismos indica la dirección en que se mueve la probabilidad cuando aumenta la variable explicativa correspondiente, sin embargo, la cuantía del parámetro no coincide con la magnitud de la variación en la probabilidad. En el caso de los modelos Logit, al suponer una relación no lineal entre las variables explicativas y la probabilidad de ocurrencia del acontecimiento, cuando aumenta en una unidad la variable explicativa los incrementos en la probabilidad no son siempre iguales ya que dependen del nivel original de la misma.

Una interpretación más sencilla del parámetro estimado es la que se

²¹ SIDDIQI NAEEM. *Intelligent Credit Scoring*. Ed Wiley, Second Edition, 2015.

²² Idem.

obtiene a través de la linealización del modelo. Para ello, partiendo de la ecuación general del Modelo Logit y definido M_i como la probabilidad del estado o la alternativa 1, se tiene:

$$E(Y_i) = \text{Prob}(Y_i = 1) = M_i = \frac{e^{\alpha + \beta_k X_{ki}}}{1 + e^{\alpha + \beta_k X_{ki}}}$$

de donde:

$$M_i + M_i e^{\alpha + \beta_k X_{ki}} = e^{\alpha + \beta_k X_{ki}}$$

$$M_i = (1 - M_i) e^{\alpha + \beta_k X_{ki}}$$

$$\frac{M_i}{(1 - M_i)} = e^{\alpha + \beta_k X_{ki}}$$

Al cociente entre la probabilidad de que ocurra un hecho, o de que se elija la opción 1, frente a la probabilidad de que no suceda el fenómeno, o de que se elija la opción 0, se la denomina como la ratio odds. Su interpretación es la “ventaja” o preferencia de la opción 1 frente a la 0, es decir, el número de veces que es más probable que ocurra el fenómeno frente a que no ocurra.

$$\text{Ratio odds} = \frac{M_i}{(1 - M_i)}$$

El ratio odds²³, tal y como está construido (cociente entre probabilidades),

²³ Tomando logaritmos neperianos del ratio odds se linealiza la ecuación del modelo Logit, respetando el objetivo de que los valores estimados caigan dentro del rango (0-1), obteniéndose la expresión:

siempre será mayor o igual que 0. El campo de variación del ratio va desde 0 hasta 1, y su interpretación se realiza en función de que el valor sea igual, menor o superior a la unidad: si toma el valor 1 significa que la probabilidad de que ocurra la alternativa 1 es la misma que la de que no ocurra; si el ratio es menor que 1 indica que la ocurrencia de la alternativa 1 tiene menor probabilidad que la ocurrencia de la alternativa 0; mientras que si es mayor que la unidad la opción 1 es más probable que la 0.

El interés de esta medida adquiere sentido cuando se comparan las ventajas para distintos valores de la variable explicativa, calculándose el cociente entre odds. Así, si se compara la situación de la observación “i” con la de la observación “j” (que suele ser la de referencia), el cociente entre odds mide cuanto es más probable que se de la alternativa 1 en “i” que en “j”.

$$\text{Cociente entre odds} = \frac{\frac{M_i}{(1-M_i)}}{\frac{M_j}{(1-M_j)}} = \frac{e^{\alpha + \beta_k X_{ki}}}{e^{\alpha + \beta_k X_{kj}}} = e^{\beta_k (X_{ki} - X_{kj})}$$

Si el valor obtenido es mayor a la unidad, la probabilidad de ocurra la alternativa 1 en la observación “i” es mayor que en la observación “j”, mientras que si el valor obtenido es inferior a uno, la probabilidad de

$$\text{Ln}\left(\frac{M_i}{1-M_i}\right) = \text{Ln}(e^{\alpha + \beta_k X_{ki}}) = \alpha + \beta_k X_{ki}$$

La nueva variable $\text{Ln}\left(\frac{M_i}{1-M_i}\right)$ generada representa en una escala logarítmica la diferencia entre las probabilidades de que ocurra la alternativa 1 y su contraria.

ocurrencia de la alternativa 1 es superior en la observación “j” que en la “i”. Si el valor obtenido es igual a la unidad significa que las probabilidades en ambas observaciones son iguales.

El cálculo del cociente entre odds facilita la interpretación de los parámetros estimados cuando se aplica al caso concreto de calcular la variación en la preferencia o ventaja de un individuo “i” cuando incrementa en una unidad una de las variables explicativas, frente a la ventaja o preferencia del mismo individuo “i” cuando se encuentra en la situación de referencia, obteniéndose para este caso concreto

$$\text{Cociente entre Odds} = \frac{\frac{M_{i+1}}{(1-M_{i+1})}}{\frac{M_i}{(1-M_i)}} = \frac{e^{\alpha+\beta_k(X_{ki}+1)}}{e^{\alpha+\beta_k X_{ki}}} = e^{\beta_k(X_{ki}+1-X_{ki})} = e^{\beta_k}$$

De donde el parámetro β_k es un factor de cambio en el cociente entre odds cuando el valor de la variable X_k aumenta en una unidad y el resto de variables explicativas se mantienen constantes. Es decir, el parámetro β_k se interpreta como el número de veces que incrementa el logaritmo de la ventaja o preferencia de la opción 1 frente a la 0 cuando incrementa en una unidad X_k . En muchas ocasiones lo que se analiza es el valor del antilogaritmo del parámetro de tal manera que se evalúe de una forma más directa su efecto sobre la probabilidad.

➤ Estimación de los parámetros en los modelos Logit

Antes de abordar el método de estimación en los modelos Logit, es preciso distinguir la existencia de dos casos diferenciados que implican la

utilización de métodos de estimación distintos: los modelos Logit con observaciones repetidas y con observaciones no repetidas²⁴. Para el caso sencillo de una única variable explicativa, nos encontramos en una situación con observaciones repetidas cuando la variable X es discreta y presenta un número reducido de alternativas o intervalos (F), de manera que para cada alternativa de la variable X tendremos n_i observaciones de Y , pudiéndose calcular las proporciones o probabilidades muestrales. En este caso la matriz de n datos muestrales quedará reducida a F observaciones siendo los valores que tome la variable endógena (P_i) las proporciones muestrales calculadas a través de la expresión

$$P_i = \sum_{i=1}^F \frac{Y_i}{n_i}$$

La generalización del modelo a k variables explicativas implica la existencia de observaciones repetidas de Y para cada combinación de las k variables explicativas, pudiéndose calcular las proporciones o probabilidades muestrales de la misma forma que en el caso anterior. En este caso, si bien los valores de la variable endógena están acotados en el rango 0-1, son valores continuos, por lo que el método utilizado para la estimación de los parámetros del modelo es el que habitualmente se utiliza en la econometría tradicional que trabaja con variables continuas. Por lo tanto, ante la presencia de observaciones repetidas, se podría aplicar el método de Mínimos Cuadrados Ordinarios. Sin embargo, la existencia de heterocedasticidad en el modelo obliga a estimar por Mínimos Cuadrados Generalizados, para garantizar el cumplimiento de las propiedades de los parámetros estimados, utilizándose la inversa de la varianza de los errores

²⁴ BROOKS CHRIS, *Introductory Econometrics for Finance*, Second Edition, Ed. Cambridge, University Press, 2008.

como ponderación del modelo. Sin embargo, lo más habitual es no poder calcular las probabilidades muestrales, bien porque las variables explicativas incluidas en el modelo son continuas, o bien porque aún siendo éstas discretas, la combinación de las mismas impide la obtención de observaciones repetidas de la variable endógena para cada uno de los intervalos F . En esta situación, la matriz de datos muestrales estará formada por n observaciones pudiendo ser el valor de la variable endógena para cada una de ellas 1 ó 0. La naturaleza dicotómica de la variable dependiente en este tipo de modelos impide la utilización de los métodos tradicionales en la estimación de los parámetros, al no poderse calcular la inversa de la varianza utilizada como ponderación del modelo. Para la estimación de los parámetros se utiliza el método de Máxima Verosimilitud.

A continuación se describen ambos métodos de estimación (máxima verosimilitud y mínimos cuadrados generalizados) comenzando por el caso más habitual de ausencia de observaciones repetidas.

➤ **Estimación con observaciones no repetidas: Método de Máxima-Verosimilitud**

Dada una variable aleatoria, caracterizada por unos parámetros, y dada una muestra poblacional, se consideran estimadores Máximo-Verosímiles de los parámetros de una población determinada, aquellos valores de los parámetros que generarían con mayor probabilidad la muestra observada. Es decir, los estimadores Máximo-Verosímiles son aquellos valores para los cuales la función de densidad conjunta (o función de verosimilitud) alcanza un máximo.

Suponiendo que las observaciones son independientes, la función de

densidad conjunta de la variable dicotómica Y_i queda como:

$$Prob(Y_1 Y_2 \dots Y_i \dots Y_n) = \prod_{i=1}^n M_i^{Y_i} (1 - M_i)^{1 - Y_i}$$

donde M_i recoge la probabilidad de que $Y_i=1$. Por simplicidad se trabaja con la función de densidad conjunta en logaritmos, cuya expresión es:

$$\mathcal{L} = \ln L = \sum_{i=1}^n Y_i \ln M_i + \sum_{i=1}^n (1 - Y_i) \ln(1 - M_i) = \sum_{i=1}^n Y_i \ln M_i + \sum_{i=1}^n (1 - Y_i) \ln(1 - M_i)$$

El método de estimación de máxima verosimilitud elige el estimador del parámetro que maximiza la función de verosimilitud ($\mathcal{L} = \ln L$), por lo que el procedimiento a seguir será calcular las derivadas de primer orden de esta función con respecto a los parámetros que queremos estimar, igualarlas a 0 y resolver el sistema de ecuaciones resultante. Las derivadas de primer orden de la función de verosimilitud respecto a los parámetros a y b , tras pequeñas manipulaciones, quedan como siguen:

$$\frac{\partial \mathcal{L}}{\partial \alpha} = \sum_{i=1}^n (Y_i - M_i) = \sum_{i=1}^n \left(Y_i - \frac{e^{\alpha + \beta X_i}}{1 + e^{\alpha + \beta X_i}} \right) = 0$$

$$\frac{\partial \mathcal{L}}{\partial \beta} = \sum_{i=1}^n (Y_i - M_i) X_i = \sum_{i=1}^n \left(Y_i - \frac{e^{\alpha + \beta X_i}}{1 + e^{\alpha + \beta X_i}} \right) X_i = 0$$

y sustituyendo M_i por su valor queda:

$$\frac{\partial \mathcal{L}}{\partial \alpha} = \sum_{i=1}^n e_i = \sum \left(Y_i - \frac{e^{\alpha + \beta X_i}}{1 + e^{\alpha + \beta X_i}} \right) = 0$$

$$\frac{\partial \mathcal{L}}{\partial \beta} = \sum_{i=1}^n X_i e_i = \sum \left(Y_i - \frac{e^{\alpha + \beta X_i}}{1 + e^{\alpha + \beta X_i}} \right) X_i = 0$$

Se trata de un sistema de ecuaciones no lineales por lo que es necesario aplicar un método iterativo o algoritmo de optimización que permita la convergencia en los estimadores.

➤ **Estimación con observaciones repetidas: Método Mínimos Cuadrados Generalizados**

La estimación del modelo con datos agrupados podría realizarse mediante el procedimiento habitual utilizado para estimar regresiones lineales, ya que la variable a modelizar ya no es dicotómica (es continua aunque acotada en el rango 0-1). Para ello es necesario linealizar el modelo, lo cual es fácil de realizar a través de la transformación ya comentada anteriormente, y por la cual:

$$\text{Ln} \left(\frac{M_i}{1 - M_i} \right) = \alpha + \beta_k X_{ki} + \varepsilon_i$$

donde ε_i es el valor de la perturbación aleatoria incluida en la especificación de todo modelo de regresión lineal y que cumple las hipótesis de perturbación esférica y ausencia de autocorrelación. El modelo así transformado puede estimarse por el procedimiento habitual de Mínimos Cuadrados Ordinarios (MCO). Sin embargo, y dado que el valor de M_i es desconocido y debe sustituirse por su estimación muestral P_i , el

modelo a estimar quedaría como:

$$\text{Ln}\left(\frac{P_i}{1-P_i}\right) = \alpha + \beta_k X_{ki} + \varepsilon_i + \varepsilon_i'$$

donde ' ε_i' ' recoge el error cometido al utilizar la estimación muestral de la probabilidad P_i , en vez de su valor desconocido M_i . Al sustituir M_i por su estimación muestral P_i , los errores, supuestos independientes, cumplen la condición asintótica de normalidad exigida para realizar contrastaciones y construcción de intervalos de confianza, pero, dejan de cumplir la condición de homoscedasticidad ya que su varianza no es constante²⁵.

La presencia de heterocedasticidad impide la estimación a través de Mínimos Cuadrados Ordinarios, siendo necesario aplicar el método de Mínimos Cuadrados Generalizados, que sin exigir la condición de homoscedasticidad de los errores, permite estimar estimadores ELIO. Este procedimiento transforma el modelo a estimar en otro, donde todas las variables quedan ponderadas por los inversos de las varianzas de los errores, y dado que se desconocen dichos valores verdaderos, éstos se sustituyen por su estimación muestral P_i , de donde:

$$s_i = \frac{1}{\widehat{\text{Var}}(\varepsilon_i')} = n_i P_i (1 - P_i)$$

²⁵ La varianza de la perturbación aleatoria no es homoscedástica ya que depende del nivel en que se encuentre la variable explicativa X , al definirse

$$\varepsilon_i' = \text{Ln}\left(\frac{P_i}{1-P_i}\right) - \text{Ln}\left(\frac{M_i}{1-M_i}\right)$$

quedando el modelo a estimar como:

$$s_i \ln \left(\frac{P_i}{1-P_i} \right) = \alpha s_i + \beta_k X_{ki} s_i + \varepsilon_i$$

➤ Validación de la especificación del modelo Logit

La especificación inicial debe ahora incluir algunos supuestos sobre la distribución de probabilidad del término de perturbación, referidas a la media y a la varianza.

- La media sea cero.
- La varianza sea constante e independiente de X. (Homoscedasticidad).
- Los diversos valores de μ que se obtengan sean independientes unos de otros. (No autocorrelación).

Un supuesto importante para las variables explicativas, es que entre éstas no existen relaciones perfectamente lineales. Es decir, que **no existe multicolinealidad** entre variables exógenas. Por otro lado, el modelo de regresión toma en cuenta el supuesto de que éste se encuentra especificado (**no existe sesgo de especificación**). Es decir, que las variables explicativas incluidas en éste, son las correctas y que a la vez la forma funcional es la adecuada²⁶.

²⁶ GUJARATI Damodar, "Econometría", 5º edición, Ed Mc Graw-Hill, Colombia 2010.

➤ **Homoscedasticidad**

Uno de los supuestos importantes del modelo es que la varianza de cada término de perturbación μ_i , condicional a los valores seleccionados de las variables explicativas, es algún número constante. Este es el supuesto de homoscedasticidad o igual dispersión; es decir, igual varianza. Por tanto, se deben realizar pruebas que nos indiquen que el modelo regresionado no presenta heteroscedasticidad; es decir, que la varianza condicional de la variable dependiente varía con la variable independiente²⁷.

Una de las pruebas más utilizadas, por su sencillez, es aquella desarrollada por Breusch, Pagan y Godfrey, la cual consiste en regresionar el término del intercepto al cuadrado sobre las variables independientes del modelo, sobre los valores al cuadrado de las variables independientes del modelo y sobre los productos cruzados de las variables independientes del modelo. Una vez obtenida esta regresión, se calcula el R^2 de la misma y este resultado se multiplica por el número de observaciones de la muestra obteniéndose de esta manera un valor que sigue una distribución ji-cuadrado con grados de libertad igual al número de regresores. Si el valor ji-cuadrado obtenido, de la manera descrita, es mayor que el valor ji-cuadrado crítico, al nivel de significancia, se concluye que existe un problema de heteroscedasticidad en el modelo.

➤ **Autocorrelación**

El término autocorrelación se puede definir como la correlación entre miembros de series de observaciones ordenadas en el tiempo (como en

²⁷ GUJARATI Damodar, "Econometría", 3° edición, Ed Mc Graw-Hill, Colombia 1999.

información de series de tiempo). En el contexto de regresión, el modelo clásico de regresión lineal supone que no existe tal autocorrelación en las perturbaciones μ_i . Expresado en forma sencilla, el modelo clásico supone que el término de perturbación relacionado con una observación cualquiera no está influenciado por el término de perturbación relacionado con cualquier otra observación²⁸.

La prueba más conocida para detectar correlación serial es la desarrollada por los estadísticos Durbin y Watson. Es comúnmente conocida como el estadístico d de Durbin-Watson. Esta prueba nos dice que si el estadístico d muestra un valor cercano a 2, entonces no hay problemas de correlación serial.

Una gran ventaja del estadístico d es que está basado en los residuales estimados, que aparecen sistematizados en los análisis de regresión. Debido a esta ventaja, es frecuente incluir al estadístico d en los informes de análisis de regresión, junto con otros estadísticos resumen tales como el R^2 , R^2 el ajustado, las razones t , etc. Sin embargo, el estadístico d pierde potencia cuando el modelo incorpora, como variable explicativa, a la variable endógena rezagada. Es así que el estadístico d puede mostrar un valor cercano a 2 y los errores estén correlacionados en forma serial. Debido a este hecho, se cuentan con pruebas alternativas que permiten determinar la autocorrelación residual de manera más efectiva. Entre éstas, se cuenta con el estadístico Q desarrollado por Ljung y Box, cuya hipótesis nula establece la no correlación serial de orden superior. Se calcula de la siguiente manera:

²⁸ GUJARATI Damodar, "Econometría", 3° edición, Ed Mc Graw-Hill, Colombia 1999.

$$Q_{LB} = T(T+2) \sum_{j=1}^k \frac{\tau_j^2}{T-j}$$

Donde τ_j es la j-ésima autocorrelación y T es el número de autocorrelaciones. Por otro lado, se cuenta con la prueba LM de correlación serial, cuya hipótesis nula es también la ausencia de correlación serial de orden superior. Esta prueba fue desarrollada por Breusch y Godfrey y sigue los siguientes pasos: (1) Se estima por MCO el modelo original y se obtienen los residuos estimados μ_t . (2) Se estima por MCO la regresión de μ_t sobre los regresores del modelo original más estos regresores adicionales $\mu_{t-1}, \mu_{t-2}, \dots, \mu_{t-p}$, donde estos últimos son los valores rezagados de los residuales estimados en el paso (1), se obtiene el R^2 de esta regresión. (3) Si el tamaño de la muestra es grande, Breusch y Godfrey han demostrado que:

$$(n-p) R^2 \sim \chi^2_p$$

Es decir, asintóticamente, $(n-p)$ veces el R^2 obtenido en el paso (2) sigue la distribución ji-cuadrado con p grados de libertad. Si en una aplicación $(n-p) R^2$ excede el valor crítico ji-cuadrado al nivel de significancia seleccionado, se puede rechazar la hipótesis nula, en cuyo caso, por lo menos un p es significativamente diferente de cero.

➤ **Multicolinealidad**

Un supuesto importante del modelo es que no existe multicolinealidad perfecta entre los regresores incluidos. Es decir, que no existe una relación lineal exacta entre algunas o todas las variables explicativas. Ahora, la pregunta que surge es la siguiente: ¿cómo puede conocerse la presencia

de colinealidad en cualquier situación dada, especialmente en modelos que contienen más de dos variables explicativas.

Puesto que la multicolinealidad es esencialmente un fenómeno de tipo muestral que surge de información principalmente no experimental, recopilada en la mayoría de las ciencias sociales, no se tiene un método único de detectarla o de medir su fuerza. Lo que se tiene en realidad son ciertas reglas prácticas. Una de ellas, consiste en determinar las correlaciones entre parejas de regresores a través de la denominada matriz de correlaciones. Como afirma Gujarati, si la correlación es superior a 0,8 entonces la multicolinealidad es un problema de consideración²⁹.

➤ **Tipos de variables utilizadas en modelos Scoring**

Para aplicar un modelo de Scoring (o puntaje técnico), se deben especificar variables cualitativas y cuantitativas (numéricas) que sirvan como variables explicativas para pronosticar incumplimientos de crédito. De modo ideal, debería existir un modelo de Scoring diferente para cada tipo de cartera o producto, en razón a que las variables a utilizar como predictores pueden ser distintas.

Las variables de entrada para modelos Scoring pueden clasificarse en tres grandes grupos³⁰, (1) Numéricas o Cuantitativas, que toman un rango de valores numéricos (Ej. ingreso, edad, número de dependientes); Categóricas o Cualitativas, que sirven para codificar categorías en los datos (Ej.: profesión, género, estado civil) y Cruzadas, que son el resultado de

²⁹ GUJARATI Damodar, "Econometría", 5° edición, Ed Mc Graw-Hill, Colombia 2010.

³⁰ SUPERINTENDENCIA DE BANCOS Y ENTIDADES FINANCIERAS (2008). *Guías para la Gestión de Riesgos* (Primera ed.). La Paz, Bolivia: Artes Gráficas Sagitario SRL

realizar un manejo de consultas lógicas de campos de la base de datos. Pueden realizarse cruces entre variables cualitativas o entre cualitativas y cuantitativas (Ej. Mujer y menor de 30 años, Hombre y nivel de ingreso sobre \$us 1,000).

Algunas variables relevantes para modelos de microempresas, internacionalmente aceptadas, son:

Experiencia en el Negocio	Posesión del Negocio
Trabajadores Remunerados	Trabajadores no Remunerados
Local Propio	Activos Corrientes
Inventarios	
Actividad	Activos Fijos
Total Activos	Pasivos
Patrimonio	Ventas Mensuales
Otros Ingresos	Costos Totales
Gastos Familia	Utilidad

III.1.2.3. Etapas del proceso crediticio

Las etapas del proceso de otorgación de un crédito, son las siguientes³¹:

➤ **Promoción**

Es el primer contacto con el cliente, el cual se realiza mediante la visita del analista de créditos al cliente o mediante la visita del cliente a la entidad financiera. En esta instancia, el banco hace conocer sus productos y servicios que permitirían cubrir las necesidades de financiamiento del cliente.

³¹ Asociación Latinoamericana de Instituciones Financieras de Desarrollo ALIDE. *Gestión del Riesgo Crediticio Para Instituciones de Microfinanzas*, Colombia 2011.

➤ **Inscripción**

En esta etapa, el cliente formaliza el requerimiento de un crédito, a través de la firma de una solicitud de crédito. En este documento, el banco recaba información inicial relacionada a las características sociodemográficas del cliente, como son el género, edad, tipo de actividad económica, estado civil, años de experiencia en el negocio, dependientes, ubicación y tipo de domicilio y negocio y otras características que permitan definir, de manera inicial, el perfil del cliente. Es en esta etapa donde tiene lugar la calificación otorgada por el Credit Scoring.

➤ **Evaluación**

A través de la visita in situ, por parte del analista de créditos, al negocio y domicilio del cliente, se recopila información financiera y social para su análisis, determinando principalmente la capacidad y voluntad de pago, con la finalidad de detectar oportunamente los riesgos en la operación solicitada. El modelo de evaluación aplicado en esta etapa, se denomina Las 5cs del Crédito, el cual será explicado en el posteriormente.

➤ **Aprobación**

Si el analista de créditos considera viable la operación solicitada, propone la misma a un comité de créditos para su aprobación. Para tal efecto, pone a consideración del comité un conjunto de información relacionada a la actividad económica, entorno familiar, antecedentes crediticios, garantías, condiciones del crédito y toda aquella información que las políticas de la entidad financiera establezcan.

➤ **Desembolso**

En esta etapa, el cliente firma un contrato de crédito, en el cual quedan establecidas las condiciones del mismo, los derechos y obligaciones de las partes. Finalmente se realiza la transferencia de los recursos a favor del

cliente.

➤ **Control y seguimiento**

El analista verifica si el cliente cumplió con el plan de inversión del crédito solicitado por el cliente.

➤ **Recuperación**

La recuperación del crédito es un proceso que tiene por finalidad el pago de un crédito cuando el deudor tiene pendiente una o varias cuotas del crédito otorgado. Agotado todos los intentos, si el deudor persiste en el no pago provocara el posible inicio de una acción legal con cargo a gastos legales.

III.1.2.4. Evaluación de un Crédito, las 5c's

Los aspectos que tradicionalmente han tomado en cuenta las entidades de intermediación financiera para otorgar un crédito se basan en un modelo muy sencillo conocido como las "Cinco C's del crédito": Capacidad, Capital, Colateral, Carácter y Condiciones³².

➤ **CAPACIDAD**

El que el solicitante de un crédito tenga la "capacidad" de pago suficiente para hacer frente a sus obligaciones, es tal vez lo más importante. Para determinar dicha capacidad, la entidad de intermediación financiera, a través del analista de créditos, investiga cómo es que el solicitante del crédito pretende hacer frente a sus obligaciones, considerando cuidadosamente sus flujos de efectivo, el calendario de pagos, su

³² Wells Fargo Works for Small Business. Conozca las 5 C del Crédito, Estados Unidos 2016.

experiencia e historial de crédito. En la medida en que haya cumplido puntual y cabalmente con los créditos que haya contratado en el pasado, se espera que sea más probable que lo haga en el futuro y, por lo tanto, la entidad de intermediación financiera deberá estar más dispuesta a otorgar el crédito.

➤ **CAPITAL**

El “capital” del solicitante está constituido por los recursos que personalmente tenga invertidos en el negocio para el cual ha solicitado el crédito. En la medida en que tenga invertidos más recursos personales en el proyecto, tendrá más incentivos para ser más prudente en el manejo de los recursos del crédito, favoreciendo con ello las posibilidades de que cumpla cabalmente con el mismo.

➤ **COLATERAL**

Para otorgar un crédito, suele requerirse la entrega de una garantía “colateral”, en forma de bienes muebles o inmuebles, como inventarios o edificios, que serán aplicados para hacer frente a las obligaciones contraídas por el solicitante, en caso de que éste no pueda hacerlo por medios propios. Otro de los colaterales a los que con más frecuencia se acude en Bolivia, es el otorgamiento de garantías personales por parte de personas de reconocida solvencia moral y material.

➤ **CARÁCTER**

Para que un solicitante reciba un crédito, no basta con que cumpla con los requisitos anteriores; es necesario también que dé la impresión a la entidad de intermediación financiera de que es una persona confiable, que cuenta

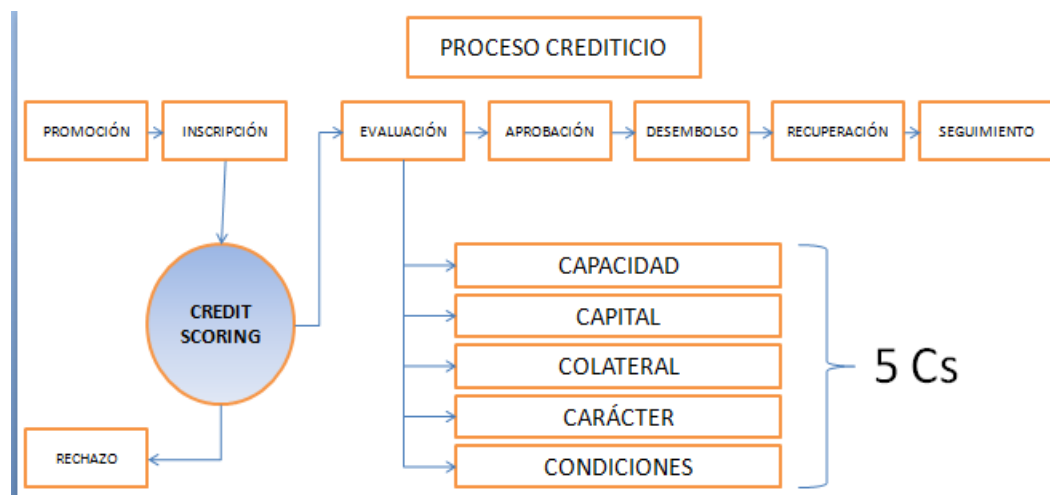
con el “carácter” necesario para cumplir cabalmente con las obligaciones que contraiga. Por lo general, se considera que una buena reputación tanto en los negocios, como en la vida social, es signo de un buen “carácter”.

➤ **CONDICIONES**

Hacen a la valoración de las condiciones generales en que se otorga la operación de crédito y también a la situación del entorno del cliente que puede afectar su capacidad y voluntad de pago.

Las operaciones de crédito deben considerar las condiciones de monto, plazo, tasa, destino, frecuencia y forma de pago, periodos de gracia, garantías, formas de desembolso, condicionantes contractuales (covenants), y otras que permitan definir claramente el tipo de operación.

Cuadro 3
Proceso Crediticio



FUENTE Y ELABORACION: Propia.

CAPÍTULO IV

IV.1. DESCRIPCIÓN DE LA SOLUCIÓN AL PROBLEMA - DESARROLLO DE LA SOLUCIÓN Y RESULTADOS LOGRADOS

IV.1.1. Determinación de la muestra

De manera inicial, se pretendía trabajar con la totalidad de la base de datos del Crédito Productivo Individual (CPI). Sin embargo, después de un proceso exhaustivo de validación de la información, se pudo constatar inconsistencias y carencias de datos. Por tanto, se optó por eliminar este tipo de información, llegando a determinar una muestra de 11.468 prestatarios en un periodo de tiempo comprendido entre septiembre 2008 y diciembre 2010 (datos mensuales).

A continuación, se detallan las variables contenidas en la base de datos y que se utilizarán para modelar la probabilidad de incumplimiento de los prestatarios del CPI. Estas variables se clasifican en cualitativas y cuantitativas.

Cuadro 4
Variables Cualitativas de la Base de Datos del CPI

VARIABLE	CATEGORIA	CODIFICACION
Departamento	Chuquisaca	0
	La Paz	2
	Cochabamba	3
	Oruro	4
	Potosi	5
	Tarija	6
	Santa Cruz	7
	Beni	8
	Pando	9
Grado de Instrucción	Ninguna	0
	Primaria	1
	Secundaria	2
	Tecnica	3
	Universitaria	4
Tipo de Organización	Ninguno	0
	OTB	1
	OECA	2
	CORACA	3
	Asociacion	4
	Otro	5
Estado Civil	Soltero	0
	Casado	1
	Concubino	2
	Divorciado	3
	Viudo	4
Tipo de Vivienda	Propia	0
	Cedida	1
	Anticretico	2
	Alquiler	3
	Otro	4
Area	Urbana	0
	Rural	1
Género	Hombre	0
	Mujer	1
Estado de Cartera	Vigente	0
	Mora	1
Actividad Economica	Alimentos	0
	Cueros	1
	Madera	2
	Turismo	3
	Textiles	4
	Ceramica	5
	Orfebreria	6
	Plasticos	7
	Mat_construccion	8
	Metal_mecanica	9
	Artesania	10
Tipo de Inmueble del Negocio	Propia	0
	Cedida	1
	Anticretico	2
	Alquiler	3
	Otro	4
Periodicidad de Pago	Mensual	1
	Bimestral	2
	Trimestral	3
	Semestral	4
	Anual	5
	Personalizado	6

FUENTE: Base de Datos del CPI

ELABORACION: Propia.

Cuadro 5
Variables Cuantitativas de la Base de Datos del CPI

Edad	En años
Numero de Trabajadores	En cantidad
Numero de Dependientes	En cantidad
Experiencia en el Negocio	En años

FUENTE: Base de Datos del CPI
ELABORACION: Propia.

Asimismo, las variables cualitativas con más de dos categorías, fueron transformadas en variables dicotómicas; es decir, en variables con solo dos categorías. Por ejemplo, la variable Estado Civil, misma que tiene cinco categorías, fue dividida en cinco variables. Por tanto, se crearon las siguientes variables, relacionadas a la Variable Estado Civil:

Cuadro 6
Creación de Variables dicótomas

VARIABLE	CATEGORÍA	DESCRIPCIÓN
Soltero	1	Si el prestatario es soltero
	0	En otro caso
Casado	1	Si el prestatario es casado
	0	En otro caso
Concubino	1	Si el prestatario convive
	0	En otro caso
Divorciado	1	Si el prestatario es divorciado
	0	En otro caso
Viudo	1	Si el prestatario es viudo
	0	En otro caso

FUENTE: Base de Datos del CPI
ELABORACION: Propia.

De esta manera, se procedió con el resto de las variables cualitativas.

III.1.2. Análisis descriptivo de las variables a modelar para el Credit Scoring

Una vez revisada la base de datos del CPI, se estableció que las variables correspondientes a activos, pasivos, ingresos y egresos, no eran consistentes y no reflejaban de manera razonable la situación patrimonial de las actividades económicas. Por tanto, se optó por excluir este tipo de información y determinar la probabilidad de incumplimiento considerando únicamente a las variables socio- demográficas; mismas que se detallan a continuación:

- Como se puede apreciar en el gráfico 1, el departamento que concentra la mayor cantidad de clientes del CPI, dentro de la muestra, es La Paz con un 29,76%; seguido por Santa Cruz con el 22,04% y Cochabamba (18,97%). De esta manera se puede apreciar una concentración del 70,78% de la muestra en los departamentos del eje central.

Gráfico 1

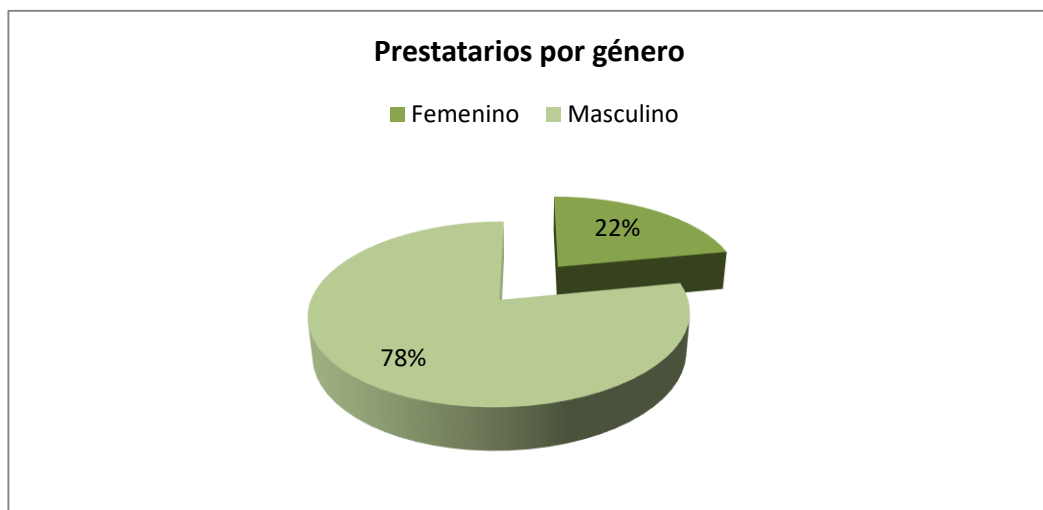


FUENTE: Base de Datos del CPI

ELABORACION: Propia.

- Clasificando la muestra por género, el gráfico 2 muestra que el 78% de los prestatarios son varones y el 22% son mujeres. Esta consideración es importante, ya que la evidencia empírica establece que las mujeres tienen un mejor comportamiento de pago en relación a los varones.

Gráfico 2

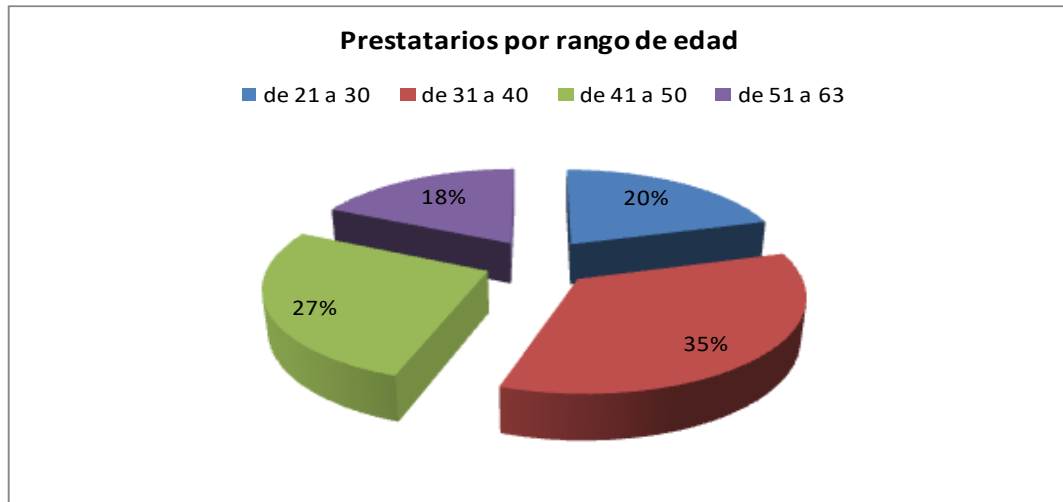


FUENTE: Base de Datos del CPI

ELABORACION: Propia.

- En cuanto a la edad de los prestatarios, que forman parte de la muestra, el gráfico 3 revela que 35% se encuentran entre los 31 y 40 años. Asimismo, el 62% se encuentran entre los 31 y 50 años; rango de edad en el que se considera a una persona es más productiva.

Gráfico 3



FUENTE: Base de Datos del CPI

ELABORACION: Propia.

- En el caso del estado civil de los prestatarios, se puede apreciar que el 57% de la muestra son solteros y 41% entre casados y en concubinato. Generalmente, la evidencia empírica muestra que las personas que conviven en pareja y tienen familia, cumplen de mejor manera con sus obligaciones bancarias.

Gráfico 4

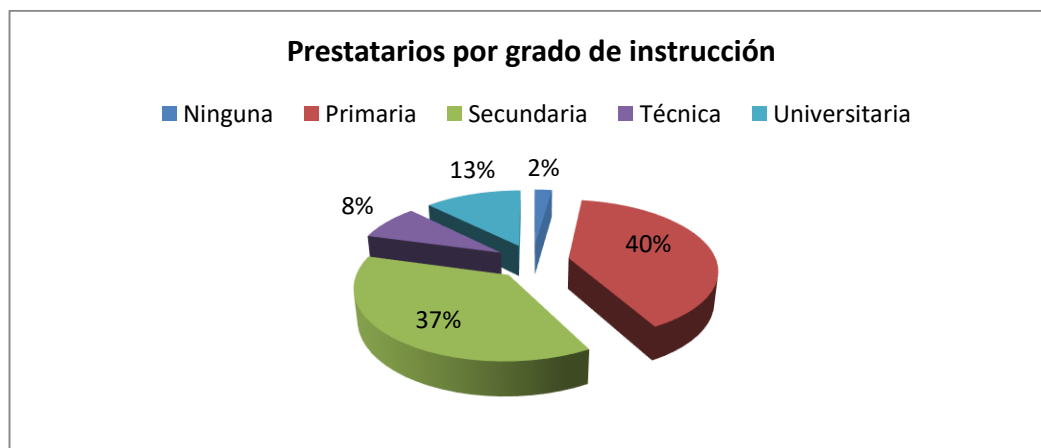


FUENTE: Base de Datos del CPI

ELABORACION: Propia.

- El gráfico 5, revela que el 77% de la muestra, está compuesta por prestatarios con nivel de instrucción hasta secundaria. Esta situación, es previsible considerando las características del segmento de mercado al cual está dirigido el CPI.

Gráfico 5

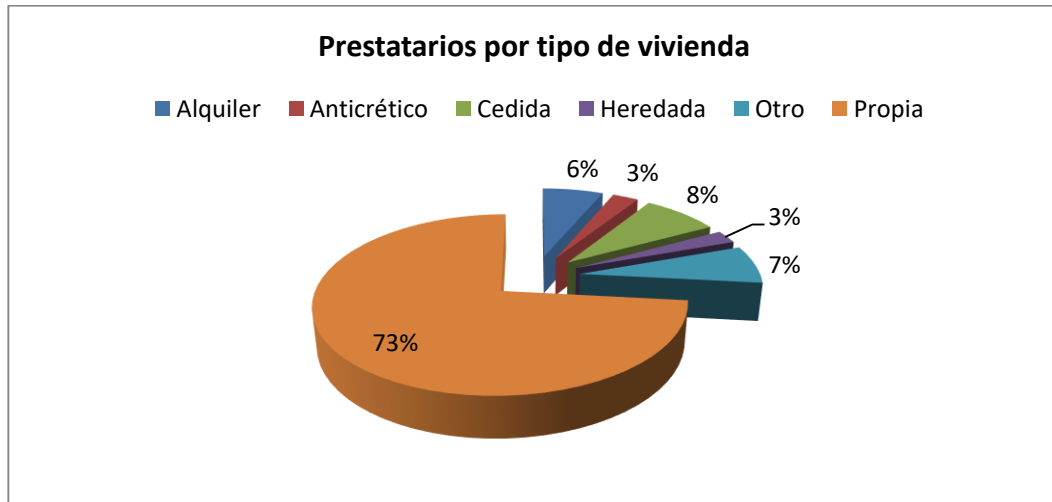


FUENTE: Base de Datos del CPI

ELABORACION: Propia.

- Considerando el tipo de vivienda de los prestatarios de la muestra, el gráfico 6 muestra que el 73% viven en casa propia; situación que se considera favorable ya que existe estabilidad domiciliaria y el cliente puede ser fácilmente encontrado.

Gráfico 6

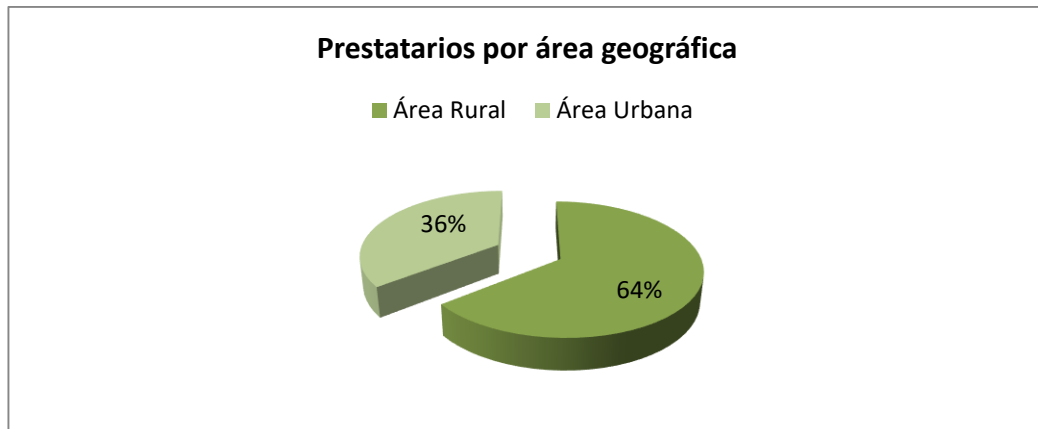


FUENTE: Base de Datos del CPI

ELABORACION: Propia.

- Considerando la ubicación geográfica de los prestatarios del CPI, el gráfico 7 muestra que el 64% de la muestra se encuentra en el área rural. Esta situación obedece al mandato del FDP de apoyo al sector productivo con énfasis en el área rural.

Gráfico 7



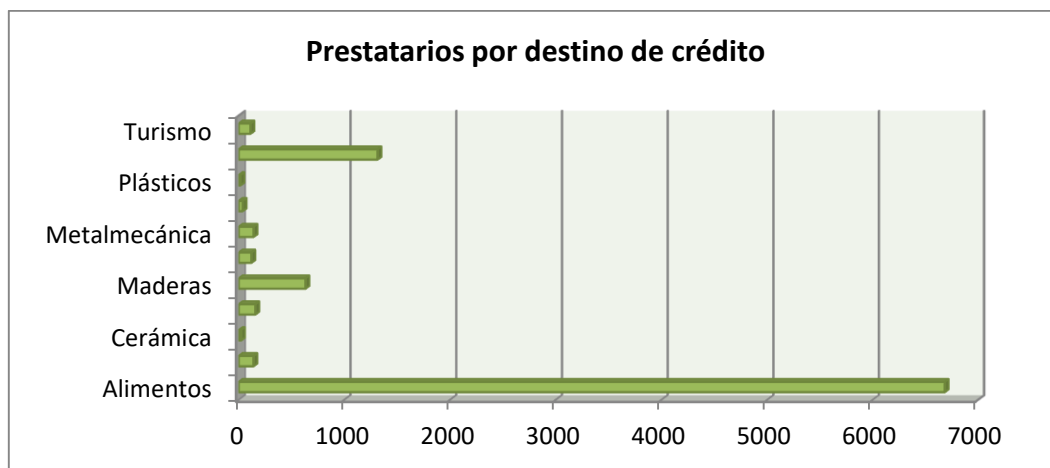
FUENTE: Base de Datos del CPI

ELABORACION: Propia.

- Considerando el destino de los recursos otorgados por el CPI a los

prestatarios, se observa que el 71,26% se canalizó al sector de alimentos. Sin embargo, es importante considerar que las actividades de ganadería y agricultura son altamente sensibles a factores climáticos adversos, situación que implica un mayor riesgo de crédito.

Gráfico 8



FUENTE: Base de Datos del CPI

ELABORACION: Propia.

- En el gráfico 9, se puede apreciar que del total de la muestra obtenida, el 74,49% de los prestatarios mantienen de 1 a 5 trabajadores remunerados en sus actividades económicas. Por tanto, se podría considerar que se trata de microempresarios.

Gráfico 9

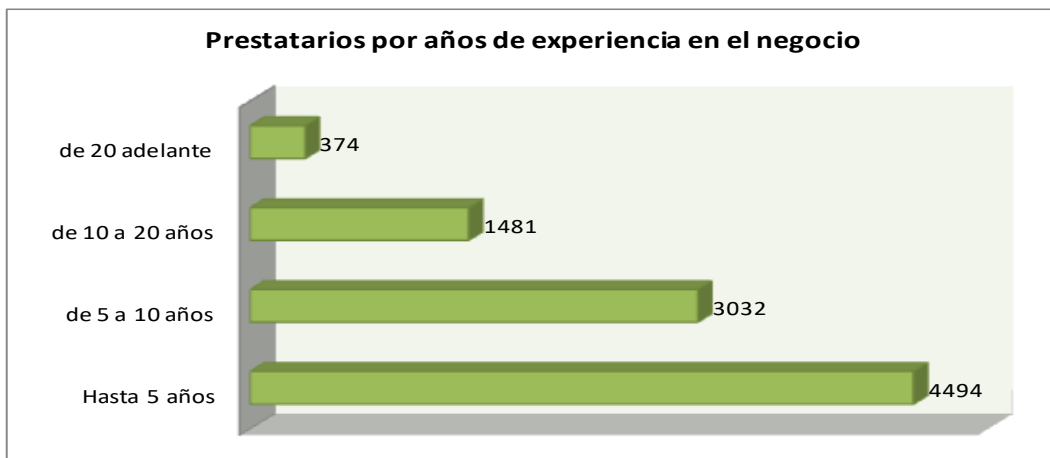


FUENTE: Base de Datos del CPI

ELABORACION: Propia.

- En cuanto a los años de experiencia en la actividad económica de cada prestatario, se observa que el 47,91% de la muestra, tienen hasta 5 años de experiencia. Asimismo, el 80,23% cuentan con una experiencia de hasta 10 años.

Gráfico 10



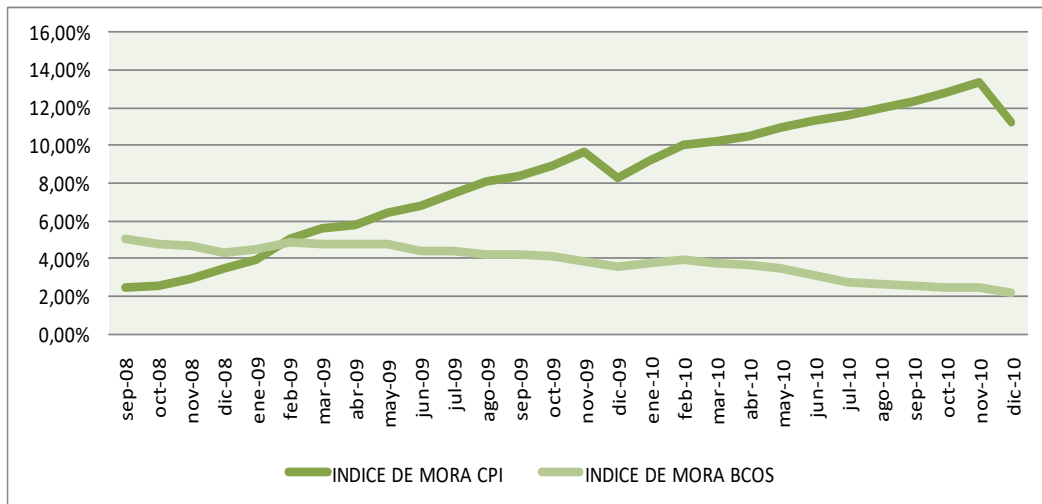
FUENTE: Base de Datos del CPI

ELABORACION: Propia.

- Finalmente, el gráfico 10, muestra el comportamiento del índice de

mora del CPI y el índice de mora del sistema bancario; donde el primero presenta niveles más elevados a partir de la gestión 2009 y con tendencia marcadamente creciente. En oposición, el índice de mora del sistema bancario, muestra una tendencia decreciente a lo largo de toda la serie de tiempo.

Gráfico 11



FUENTE: Base de Datos del CPI

ELABORACION: Propia.

III.1.3. Diseño del modelo Credit Scoring

El trabajo comenzó con la revisión de la base de datos del CPI, misma que contenía más de 20 mil clientes, en un periodo de tiempo de marzo 2009 a diciembre 2010, descritos en un conjunto de variables numéricas o Cuantitativas, como el nivel de ingreso, edad, número de dependientes, valor de los activos, pasivos, patrimonio, costos de producción y otras; y variables categóricas o cualitativas como, el estado de la cartera, profesión, género, departamento, ciudad, estado civil, tipo de vivienda y otras. Una vez realizada la validación de la información, se optó por descartar las

variables financieras de la actividad económica, como ser: ingresos, costos, activos, pasivos y otras, ya que éstas no resultaron consistentes en los cruces de información realizada. Asimismo, se pudo verificar que la información, correspondiente a las gestiones 2007 y 2008, no se encontraba completa. Por tanto, una vez depurada la base de datos, se obtuvo un universo de 11.468 observaciones mensuales (clientes) en un rango de tiempo de marzo 2009 a diciembre 2010.

Seguidamente, se diseñó el modelo econométrico de tipo Logit, definiéndose aquellas variables que resultaron estadísticamente significativas, es decir aquellas variables que explicaban en alguna medida el comportamiento de pago de los clientes del CPI. Como variable dependiente, se utilizó el estado de la cartera, definido de la siguiente manera³³:

Cuadro 7
Definición de la Variable Dependiente
Estado de Cartera

Categorías de la variable dependiente	0	Cartera Vigente	De 0 a 30 días de mora
	1	Cartera en Mora	Mayor a 30 días de mora

El modelo estimado arroja como resultado la probabilidad de impago de un cliente específico, en función a las características propias del cliente en cuestión. Por ejemplo, si el modelo da como resultado una probabilidad del

³³ ASFI, Recopilación de Normas para Servicios Financieros.

80%, esto quiere decir que existe la probabilidad del 80% de que el cliente no pague su crédito.

A continuación, se muestra la estimación del modelo econométrico del tipo Logit, el cual fue determinado a través de un proceso iterativo que permitió establecer las variables relevantes, que explican la probabilidad de mora de un determinado prestatario, en función al nivel de significancia del estadístico Z, a un nivel de confianza del 95%.

Cuadro 8
Modelo Credit Scoring

estado	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]
mujer	-.031774	.1500771	-0.21	0.832	-.3259196 .2623717
rural	.6543478	.1666908	-3.93	0.000	-.9810558 -.3276399
casado	-1.780055	.1550436	-11.48	0.000	-2.083935 -1.476175
alimentos	.4948019	.263617	1.88	0.061	-.0218778 1.011482
cueros	1.860731	.8005271	2.32	0.020	.2917265 3.429735
madera	2.389406	.3537684	6.75	0.000	1.696033 3.08278
turismo	3.417834	.5991135	5.70	0.000	2.243593 4.592075
mat_const	3.240536	.3863124	8.39	0.000	2.483378 3.997695
artesan	1.839547	.6662681	2.76	0.006	.5336852 3.145408
experiencia	-.1282987	.0120034	-10.69	0.000	-.1518249 -.1047726
num_trabaj~s	-.1530781	.0306173	-5.00	0.000	-.2130869 -.0930692
_cons	-1.022197	.2637285	-3.88	0.000	-1.539095 -.5052985
/lnsig2u	2.907451	.0357962			2.837291 2.97761
sigma_u	4.279026	.0765864			4.131521 4.431796
rho	.8476908	.0046217			.8384099 .8565299

Log likelihood = -30087.878 Wald chi2(11) = 514.76
 Prob > chi2 = 0.0000

Likelihood-ratio test of rho=0: chibar2(01) = 5.7e+04 Prob >= chibar2 = 0.000

FUENTE: Base de Datos del CPI

ELABORACION: Software Stata.

Como se puede apreciar en el cuadro 8, la probabilidad de mora está en función a 11 variables explicativas, relacionadas con género, área geográfica, estado civil, actividad económica, experiencia en el negocio y número de trabajadores remunerados. A continuación, el cuadro 5 explica el significado

de los coeficientes obtenidos y sus respectivos signos.

Ya que en un modelo logit, la variable dependiente se encuentra afectada por logaritmos, para una adecuada interpretación de los coeficientes es necesario aplicar el antilogaritmo a los coeficientes de las variables explicativas. El cuadro siguiente, muestra estos resultados.

Cuadro 9
Explicación de los coeficientes estimados y sus signos

VARIABLE	COEF.	EXPLICACIÓN
Mujer	-0.03127451	Prob. De 0,031 a 1 de que la mora se disminuya si el prestatario es mujer
Rural	0.48021905	Prob. De 0,480 a 1 de que la mora se disminuya si el área es rural
Casado	-0.83137113	Prob. De 0.831 a 1 de que la mora disminuya si el prestatario es casado
Alimentos	0.64017329	Prob. De 0.640 a 1 de que la mora se incremente si el actividad eco. Es alimentos
Cuero	5.4284342	Prob. De 5.428 a 1 de que la mora se incremente si el actividad eco. Es cuero
Madera	9.9070133	Prob. De 9.907 a 1 de que la mora se incremente si el actividad eco. Es madera
Turismo	29.503273	Prob. De 29.503 a 1 de que la mora se incremente si el actividad eco. Es turismo
Materiales de Construc.	24.547411	Prob. De 24.7 a 1 de que la mora se incremente si el actividad eco. Es Mat_Co.
Artesanías	5.2936866	Prob. De 5.293 a 1 de que la mora se incremente si el actividad eco. Es artesanía
Experiencia	-0.12040939	Prob. De 0,120 a 1 de que la mora disminuya por cada año de experiencia
Número de Trabajadores	-0.1419373	Prob. De 0,141 a 1 de que la mora se disminuya por cada trabajador

FUENTE: Software Stata

ELABORACION: Propia, utilizando el paquete Stata.

- El hecho de que el prestatario sea mujer, según el modelo estimado, implica una menor probabilidad de incumplimiento. La razón radica en

un aspecto sociológico, ya que las mujeres ven los préstamos como bienestar familiar a futuro. Esta situación se evidencia, de manera empírica, en el ámbito de las micro finanzas, según un estudio realizado por la Fundación BBVA, en 2014³⁴.

- Independiente si el prestatario es hombre o mujer, el hecho de que su actividad económica se encuentre en el área rural, implica una mayor probabilidad de incumplimiento, en relación a aquellos prestatarios que cuentan con actividades económicas en el área urbana. El área rural, es considerada de alto riesgo por parte de las entidades de intermediación financiera, debido a varias razones; entre ellas, a la falta de educación financiera de los pobladores, difícil acceso a mercados debido a los costes de transporte o a la escasa infraestructura vial, mayor grado de informalidad en el manejo de los negocios, etc.
- Si el prestatario es casado, implica una menor probabilidad de incumplimiento en relación a los prestatario con otro estado civil (solteros, divorciados, concubinos). La evidencia empírica demuestra que los prestatarios casados, al igual que las mujeres, ven en el préstamo una posibilidad de un mejor futuro para sus familias.
- Las variables relacionadas con la actividad económica, resultan significativas al momento de explicar la probabilidad de incumplimiento de un prestatario dado. Como se puede apreciar en el modelo, las actividades relacionadas con turismo y fabricación de materiales de construcción, implican una mayor probabilidad de incumplimiento por parte del prestatario.

A pesar del potencial turístico de Bolivia, se trata de un sector poco explotado con bajos índices de inversión en infraestructura y altamente influenciado por la situación económica externa. Es decir, en épocas

³⁴ www.fundacionmicrofinanzasbbva.org

de bajo crecimiento económico externo, los ingresos del sector turismo se ven disminuidos. Asimismo, la seguridad ofrecida al turista, resulta una variable relevante.³⁵ Por su parte, el sector de fabricación de materiales de construcción, se encuentra fuertemente expuesto a variaciones en el comportamiento de la economía. Es decir, en épocas de crecimiento sostenido de la economía, el sector de la construcción registra mayores ingresos y en épocas de desaceleración de la economía, el sector registra descensos en sus ingresos.

El sector de alimentos, registra una menor probabilidad de incumplimiento, en relación al resto de los sectores considerados en el modelo. Se asume que se trata de un sector menos sensible a variaciones adversas en el entorno económico.

- A mayor experiencia en la actividad económica, menor la probabilidad de incumplimiento. En la medida que el prestatario conozca de mejor su negocio, se encuentra en la capacidad de generar mayores oportunidades para incrementar sus ingresos, a través de la mejora en los procesos productivos, mejor identificación de las necesidades de los clientes, mayor capacidad de negociación con sus proveedores, etc.
- En la medida que la actividad económica del prestatario cuente con un mayor número de empleados, menor la probabilidad de incumplimiento. Se asume que el negocio cuenta con un grado mayor de formalidad en su administración.

En el anexo 1, se encuentra el modelo en formato Excel, se puede incluir las variables específicas de cada cliente, obteniéndose como resultado la probabilidad de incumplimiento por prestatario.

³⁵ HUMEREZ Julio, Determinantes del turismo receptor en Bolivia, diciembre de 2014.

En función a la probabilidad de impago, se asignaron niveles de riesgo y estrategias a seguir, con el propósito de mitigar la exposición al riesgo de crédito.

Estrategia Asociada y Perfil de Riesgo

A continuación se definen las estrategias asociadas a la probabilidad de mora de cada prestatario:

- **Estrategia A – Nivel de Riesgo Bajo:** Orientada a clientes con el menor puntaje y por tanto menor grado de exposición al riesgo de crédito considerando únicamente el perfil del cliente y no así los datos económicos y financieros de la actividad económica. En este escenario se realizará una evaluación normal, bajo los criterios establecidos en el Reglamento de Créditos CPI.
- **Estrategia B – Nivel de Riesgo Medio:** Orientada a clientes que representan mayor nivel de riesgo de crédito en cuanto a su perfil. En este escenario, se deberá perfeccionar de mejor manera la garantía ofrecida por el cliente, para lo cual se podrían solicitar las siguientes garantías: Garante Personal y garantía prendaria no sujeta a registro o; Garante dueño de casa.
- **Estrategia C – Nivel de Riesgo Alto:** Asignada a clientes con un rango de mayor puntaje de acuerdo a sus variables de perfil. En este escenario, se deberá perfeccionar de mejor manera la garantía ofrecida por el cliente, debiendo solicitarse un garante personal dueño de casa y garantía prendaria no sujeta a registro. Asimismo, se deberá contar con una relación Patrimonio/Deuda de al menos 1,50 a 1. Adicionalmente, se recomienda que los solicitantes bajo este perfil se beneficien con la otorgación de Servicios no

Financieros.

Perfil de Riesgo

El siguiente cuadro establece la asignación de la estrategia a seguir, en función a la probabilidad de mora obtenida por cada prestatario del CPI.

Cuadro 10
Perfil de riesgo

PROB. DE MORA	ESTRATEGIA	DESCRIPCIÓN
0.00 <= Pre Score <= 0.292	A	Nivel de Riesgo Bajo
0.292 <= Pre Score <= 0.584	B	Nivel de Riesgo Medio
0.584 <= Pre Score <= 1	C	Nivel de Riesgo Alto

Fuente y Elaboración: Propia.

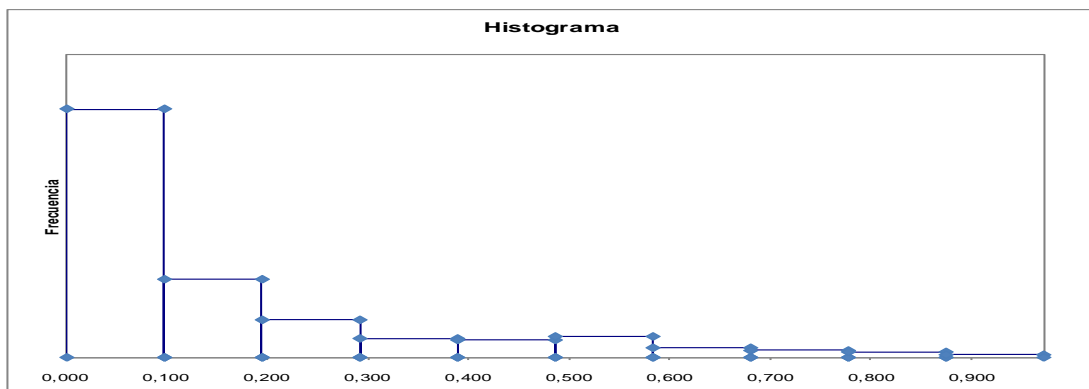
El perfil de riesgo, fue definido en función a la distribución de probabilidades obtenida de la estimación del modelo, que se muestran en el cuadro 7 y gráfico a continuación:

Cuadro 11
Distribución de Probabilidades

Límite inferior	Límite superior	Centro	Frecuencia	Frecuencia rel.	Prb. Densidad
0,000	0,097	0,049	5227	0,557	5,726
0,097	0,195	0,146	1643	0,175	1,800
0,195	0,292	0,243	790	0,084	0,865
0,292	0,389	0,341	398	0,042	0,436
0,389	0,487	0,438	366	0,039	0,401
0,487	0,584	0,535	441	0,047	0,483
0,584	0,681	0,632	202	0,022	0,222
0,681	0,778	0,730	145	0,015	0,159
0,778	0,876	0,827	115	0,012	0,126
0,876	0,973	0,924	55	0,006	0,061

Fuente y Elaboración: Propia, utilizando el paquete Stata.

Gráfico 12



Fuente y Elaboración: Propia, utilizando el paquete Stata.

IV.1.4. Validación del Modelo

Este modelo fue contrastado con diferentes tests estadísticos, para su validación en términos de lo que establece la teoría de la econometría y finalmente se hicieron predicciones sobre la muestra, llegando a la conclusión de que el modelo estimado predecía el comportamiento de pago de un cliente en un 77.81%, como se aprecia en el siguiente cuadro:

Cuadro 12
Prueba de Predicción del Modelo

```

Logistic model for estado
-----
Classified |      True      |
-----+-----+-----
          |      D      |      ~D      |      Total
-----+-----+-----
          |      3551   |      3115   |      6666
+         |      28100  |      62210  |      90310
-         |             |             |
-----+-----+-----
Total    |      31651  |      65325  |      96976
-----+-----+-----
Classified + if predicted Pr(D) >= .5
True D defined as estado != 0
-----
Sensitivity                    Pr( + | D)      11.22%
Specificity                    Pr( - | ~D)     95.23%
Positive predictive value      Pr( D | +)      53.27%
Negative predictive value      Pr( ~D | -)     68.88%
-----
False + rate for true ~D       Pr( + | ~D)     4.77%
False - rate for true D        Pr( - | D)      88.78%
False + rate for classified +   Pr( ~D | +)     46.73%
False - rate for classified -   Pr( D | -)      31.12%
-----
Correctly classified           77.81%
-----

```

Fuente y Elaboración: Propia, utilizando el paquete Stata.

➤ **Multicolinealidad**

Como se observa en la matriz de correlación de las variables, en ningún caso, la correlación supera el 80%. Por tanto, se puede afirmar que el modelo no presenta problemas de multicolinealidad entre las variables explicativas.

Cuadro 13
Matriz de Correlación

	estado	sexo	edad	estado_civil	grado_inst_n	num_depend_s	tipo_vivie_a	tipo_orga_n	area	rubro_dest_o	experiencia	inmueble_n_o	num_trabaj_s
estado	1.0000												
sexo	0.0158	1.0000											
edad	-0.0629	-0.0584	1.0000										
estado_civil	0.0127	-0.0222	0.2175	1.0000									
grado_inst_n	0.0183	0.1196	-0.2229	-0.0618	1.0000								
num_depend_s	0.0149	-0.0308	0.2686	0.2784	-0.1994	1.0000							
tipo_vivie_a	0.0322	0.1066	-0.2149	-0.1509	0.3095	-0.1799	1.0000						
tipo_orga_n	-0.0740	-0.0818	0.0097	-0.0078	-0.1822	0.1401	-0.0956	1.0000					
area	-0.0877	-0.1929	0.0955	0.0987	-0.3544	0.1238	-0.3246	0.1699	1.0000				
rubro_dest_o	0.0900	0.0783	-0.0981	-0.0557	0.1418	-0.0854	0.2302	-0.0131	-0.4152	1.0000			
experiencia	-0.1412	-0.1247	0.3911	0.0553	-0.2205	0.1603	-0.1486	0.1728	0.1673	-0.0497	1.0000		
inmueble_n_o	0.0331	0.1266	-0.1605	-0.1104	0.2611	-0.1103	0.6580	-0.0885	-0.3509	0.2724	-0.1154	1.0000	
num_trabaj_s	-0.0314	0.0298	0.0080	-0.0225	0.1321	0.0708	0.0468	0.0896	-0.1801	0.2025	0.0371	0.0892	1.0000

Fuente y Elaboración: Propia, utilizando el paquete Stata.

➤ **Homoscedasticidad**

Cuadro 14
Prueba de Homoscedasticidad del Modelo

```
. hettest

Breusch-Pagan / Cook-Weisberg test for heteroskedasticity
Ho: Constant variance
Variables: fitted values of cap

chi2(1)      =      82.70
Prob > chi2  =      0.3145
```

Fuente y Elaboración: Propia, utilizando el paquete Stata.

El resultado del TEST de Breusch-Pagan nos permite aceptar la hipótesis nula de homoscedasticidad en los residuos del modelo. Por tanto, en términos estadísticos se puede afirmar que los residuos del modelo cuentan con varianza constante.

CONCLUSIONES

Una vez estimado el modelo de Credit Scoring para el CPI y validado sus resultados, se concluye que la implementación del mismo, como herramienta adicional en la toma de decisiones de otorgación de créditos, permite tener una idea más adecuada del comportamiento de pago de un prestatario en específico y de esta manera disminuir la exposición al riesgo de crédito asumido por el FDP.

RECOMENDACIONES

Se recomendó su implementación a través de la determinación del perfil de riesgo que el CPI estaría dispuesto a asumir, en función a las probabilidades de mora de cada prestatario, y la estrategia a seguir en función a cada perfil de riesgo. Asimismo, se recomienda calibrar el modelo, al menos una vez al año, con el propósito de incluir a nuevos prestatarios.

ANEXOS Y APENDICES

ANEXO 1 MODELO CREDIT SCORING

VARIABLE	COEFICIENTE	VALORES DE LA VARIABLE	Coefficiente*valor de variable	Especificación del modelo	Numerador	Denominador	Probabilidad	Estrategia
Constante	-1.458972	-1.458972	-1.458972	28.2622	1.0000	1.0000	1.0000	C
Mujer	-0.03127451	1	-0.03127451					
rural	0.48021905	0	0.48021905					
casado	-0.83137113	1	-0.83137113					
Alimentos	0.64017329	0	0.64017329					
Cuero	5.4284342	1	5.4284342					
Madera	9.9070133	0	9.9070133					
Turismo	29.503273	1	29.503273					
Mat_const	24.547411	0	24.547411					
Artesanías	5.2936866	1	5.2936866					
experiencia	-0.12040939	0	0					
		0.5	-0.060204695					
		1	-0.12040939					
		2	-0.24081878					
		3	-0.36122817					
		4	-0.48163756					
		5	-0.60204695					
		6	-0.72245634					
		7	-0.84286573					
		8	-0.96327512					
		9	-1.08368451					
		10	-1.2040939					
		11	-1.32450329					
		12	-1.44491268					
		13	-1.56532207					
		14	-1.68573146					
		15	-1.80614085					
		16	-1.92655024					
		17	-2.04695963					
		18	-2.16736902					
		19	-2.28777841					
		20	-2.4081878					
		21	-2.52859719					
		22	-2.64900658					
		23	-2.76941597					
		24	-2.88982536					
		25	-3.01023475					
		26	-3.13064414					
		27	-3.25105353					
		28	-3.37146292					
		29	-3.49187231					
		30	-3.6122817					
		31	-3.73269109					
		32	-3.85310048					
		33	-3.97350987					
		34	-4.09391926					
		35	-4.21432865					
		36	-4.33473804					
		37	-4.45514743					
		38	-4.57555682					
		39	-4.69596621					
		40	-4.8163756					
		41	-4.93678499					
		42	-5.05719438					
		43	-5.17760377					
		44	-5.29801316					
45	-5.41842255							
46	-5.53883194							
num_trab	-0.1419373	0	0					
		1	-0.1419373					
		2	-0.2838746					
		3	-0.4258119					
		4	-0.5677492					
		5	-0.7096865					
		6	-0.8516238					
		7	-0.9935611					
		8	-1.1354984					
		9	-1.2774357					
		10	-1.419373					
		11	-1.5613103					
		12	-1.7032476					
		13	-1.8451849					
		14	-1.9871222					
		15	-2.1290595					
		16	-2.2709968					
		17	-2.4129341					
		18	-2.5548714					
		19	-2.6968087					
		20	-2.838746					
		21	-2.9806833					
		22	-3.1226206					
		23	-3.2645579					
		24	-3.4064952					
		25	-3.5484325					
		26	-3.6903698					
		27	-3.8323071					
		28	-3.9742444					
		29	-4.1161817					
		30	-4.258119					
		31	-4.4000563					
		32	-4.5419936					
		33	-4.6839309					
		34	-4.8258682					
		35	-4.9678055					
		36	-5.1097428					
37	-5.2516801							

BIBLIOGRAFIA

ASOCIACIÓN LATINOAMERICANA DE INSTITUCIONES FINANCIERAS DE DESARROLLO - ALIDE. *Gestión del Riesgo Crediticio Para Instituciones de Microfinanzas*, Colombia 2011.

BANCO CENTRAL DE LA REPÚBLICA DE VENEZUELA. *Modelos de Credit Scoring, Qué, Cómo Cuándo y Para Qué*. Matías Alfredo Gutiérrez, octubre de 2007

BANCO DE PAGOS INTERNACIONALES (2003). *El Nuevo Acuerdo de Capital de Basilea*. Comité de Supervisión de Bancaria de Basilea.

BARRAGÁN, H. *Epistemología*.

BAUM, C.F. (2006). *An Introduction to Econometrics Using Stata*. (Third ed.). Massachusetts, USA: STATA PRESS.

BROOKS Ch. (2008). *Introductory Econometrics for Finance*. (Second ed.). Cambridge, USA: CAMBRIDGE UNIVERSITY PRESS.

BUNGE, M. *La investigación Científica*.

CAMERON C, TRIVEDI P. (2009). *Microeconometrics Using Stata*. Stata Press. USA.

CROUHY M, GALAI D, MARK R. (2006). *The Essentials of Risk Management*. Mc Graw-Hill, USA.

DE LARA HARO, A. (2008). *Medición y Control de Riesgos Financieros*. (Tercera ed.). México, DF. México: LIMUSA.

EUDE BUSINESS SCHOOL. *Gestión Integral del Riesgo*. Primera Edición, España 2015.

GOODE y HART. *Método de Investigación Social*.

GUJARATI, D.N. (2004). *Econometría* (Cuarta Ed.). México, DF. México: Mc GRAW - HILL INTERAMERICANA DE MÉXICO, S.A. de C.V.

GUTIERREZ Matías A (2007). *Modelos de credit scoring: Qué, cómo, cuándo y para qué*. Banco Central de la República Argentina.

HSIAO Cheng (2003). *Analysis of Panel Data* (Second ed). Cambridge University Press, USA.

ORTIZ FRIDA y MARÍA GARCÍA. *Metodología de la Investigación*. México: Limusa. (5ta ed.) 2005.

PORRAS Zamora, J. (2009). *Riesgo y Mejores Prácticas Fiduciarias* (Primera ed.). San José, Costa Rica.

SAMPIERI, R. H. (1997). *Metodología de la Investigación* (Cuarta ed.). Bogotá, Colombia: Mc GRAW - HILL INTERAMERICANA DE MÉXICO, S.A. de C.V.

SIDDIQI NAEEM. *Intelligent Credit Scoring*. Ed Wiley, Second Edition, 2015.

SUPERINTENDENCIA DE BANCOS Y ENTIDADES FINANCIERAS (2008). *Guías para la Gestión de Riesgos* (Primera ed.). La Paz, Bolivia: ARTES GRAFICAS SAGITARIO SRL.

TAMAYO, Mario. (2003). *El Proceso de la Investigación Científica*. México: Limusa S.A (4ª ed)

VAN DALEN y MEYER. *Manual de Técnica de la Investigación Educativa*.

VAN HORNE James C, WACHOWICZ Jr. (1994). *Fundamentos de Administración Financiera* (Octava Edición). México: Prentice Hall Hispanoamericana S.A.

WELLS FARGO WORKS FOR SMALL BUSINESS. *Conozca las 5 C del Crédito*, Estados Unidos 2016.