

UNIVERSIDAD LA SALLE

**FACULTAD DE CIENCIAS ECONÓMICAS, ADMINISTRATIVAS Y
FINANCIERAS**

CARRERA DE INGENIERÍA COMERCIAL



**UNIVERSIDAD
LA SALLE**

OPTIMIZACIÓN DE LA MEDICIÓN DEL RIESGO DE CRÉDITO A TRAVÉS DE LA APLICACIÓN DE MODELOS ESTADÍSTICOS PARAMÉTRICOS

Caso: “Scalar Consulting S.R.L.”

Por

Grissel Marcela Gutiérrez Domínguez

Tutor: MeBA Daniel Orellana Vásquez

**Proyecto de grado presentado para la obtención del Grado de
Licenciatura en Ingeniería Comercial**

La Paz - Bolivia

2014

DEDICATORIA

*A Dios, a mi familia y a mis amigos
más cercanos, pues fueron ellos
quienes me brindaron fortaleza y
amor para no decaer en el camino,
comprendiendo siempre el motivo
de muchas de mis ausencias y mi
ánimo debido a tantos descansos
pospuestos.*

AGRADECIMIENTOS

A mi Tutor, mi Revisor, mi Jefe de Carrera, y todos los docentes que participaron en esta investigación, porque dedicaron tiempo para alimentar mi mente y espíritu.

Contenido

INTRODUCCIÓN	7
CAPÍTULO I.....	8
1. MARCO REFERENCIAL	8
1.1. ANTECEDENTES.....	8
1.2. DESCRIPCIÓN DEL OBJETO DE ESTUDIO.....	20
1.3. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA	23
1.3.1. Formulación del Problema	25
1.3.2. Problemas Secundarios.....	26
1.4. OBJETIVOS.....	26
1.4.1. Objetivo General	26
1.4.2. Objetivos Específicos.....	26
1.5. JUSTIFICACIÓN	27
1.5.1. Justificación Técnica	27
1.5.2. Justificación Económica	27
1.5.3. Justificación Social	28
1.5.4. Justificación Teórica.....	29
1.6. ALCANCES Y APORTES	29
1.6.1. Alcances.....	29
1.6.2. Delimitación Temporal	30
1.6.3. Delimitación Espacial.....	30
1.6.4. Delimitación Conceptual	30
1.6.5. Aportes	31
1.6.6. Aportes Propios.....	31
CAPÍTULO II	32
2. MARCO TEÓRICO	32
2.1. EL SISTEMA FINANCIERO	32
2.2. EL MICROCRÉDITO EN BOLIVIA	36
2.3. RIESGOS FINANCIEROS	37

2.4.	GESTIÓN DEL RIESGO DE CRÉDITO	43
2.5.	MEDICIÓN CUANTITATIVA DEL RIESGO DE CRÉDITO	47
2.6.	LEGISLACIÓN BOLIVIANA Y RIESGO DE CRÉDITO	56
	CAPÍTULO III	58
3.	METODOLOGÍA DE LA INVESTIGACIÓN	58
3.1.	ESQUEMA EXPLICATIVO DE LA METODOLOGÍA	58
3.2.	TRATAMIENTO DE DATOS	60
3.3.	ANÁLISIS UNIVARIANTE	63
3.4.	ANÁLISIS MULTIVARIANTE	68
3.5.	DESARROLLO PRÁCTICO DE LA METODOLOGÍA Y RESULTADOS OBTENIDOS	73
3.5.1.	Tratamiento de Datos	73
3.5.2.	Análisis Univariante	88
3.5.3.	Análisis Multivariante	88
	CAPÍTULO IV	94
4.	CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES	94
4.1.	CONCLUSIONES GENERALES DEL TRABAJO	94
4.2.	RECOMENDACIONES PARA EL ÉXITO DE LA APLICACIÓN DEL PRESENTE TRABAJO	96
4.3.	RECOMENDACIONES PARA FUTURAS INVESTIGACIONES	97
	CAPÍTULO V	99
5.	PROPUESTA	99
	CAPÍTULO VI	100
6.	MARCO LÓGICO	100
	CAPÍTULO VII	102
7.	REFERENCIAS	102
7.1.	BIBLIOGRAFÍA Y WEBGRAFÍA	102
7.2.	ANEXOS	105
7.3.	MATERIAL COMPLEMENTARIO	115

RESUMEN

Dentro del ámbito financiero, siempre ha existido una incesante necesidad por poder anticipar los riesgos inherentes a las actividades propias de dicho campo, es por ello que dentro del contexto boliviano la Autoridad de Supervisión del Sistema Financiero ASFI, exige que cada entidad de intermediación financiera cuente con sistemas formalizados para llevar a cabo una adecuada Gestión Integral de Riesgos, de manera que pueda minimizar sus niveles de exposición al riesgo y cumplir con los requerimientos de previsión de capital tal como establece la norma.

En el caso de este Proyecto de Grado, se hace hincapié específicamente en el Riesgo de Crédito, proponiendo la mejora de un modelo de Regresión Logística para la predicción de la probabilidad de incumplimiento. La mejora mencionada consiste en transformar los datos de una cartera de clientes en términos de datos WOE (Weight of Evidence) expresados en lenguaje binario, dado que lo que se plantea es que, utilizando este tipo de datos el poder predictivo del modelo de regresión es mayor que si se trabajara directamente con datos WOE simples. Para corroborar lo propuesto se utiliza un análisis de Sensibilidad-Sensitividad que determina un punto de corte óptimo donde la clasificación de clientes buenos y malos posee un elevado poder predictivo, también se hace uso de tres tipos de indicadores que, de acuerdo a sus valores, dan a conocer la efectividad de la mejora en el modelo de tal forma que la optimización de la medición del Riesgo de Crédito queda demostrada.

Es importante resaltar que toda la metodología está expuesta en forma comparativa, pues se realizaron los cálculos con datos WOE simples y datos WOE binarios.

OPTIMIZACIÓN DE LA MEDICIÓN DEL RIESGO DE CRÉDITO A TRAVÉS DE LA APLICACIÓN DE MODELOS ESTADÍSTICOS PARAMÉTRICOS

INTRODUCCIÓN

La situación económica actual aún está albergando un ciclo favorable para la emisión de microcréditos y al mismo tiempo la normativa emitida en función de requisitos para cumplir con una Gestión Integral de Riesgo está ya puesta en vigencia; es así que las entidades involucradas deben adecuarse y prepararse para poder realizar sus actividades respondiendo de acuerdo a las exigencias que les atañen.

Este Proyecto de Grado está dirigido a todas las entidades de intermediación financiera que trabajan con microcréditos y pretende contribuir a resolver la problemática contemplada en el sentido de que una ineficiente evaluación de Riesgo de Crédito realizada por una entidad, puede llegar comprometer y afectar su sostenibilidad económico-financiera.

Es por ello que se propone optimizar el proceso de la medición del riesgo desde el punto de vista del cálculo de las probabilidades de incumplimiento, de manera que de acuerdo a una tarjeta de puntuación generada por los cálculos realizados, sea posible discriminar entre clientes buenos y malos, al momento de tomar la decisión de aceptar la emisión de un microcrédito o no.

CAPÍTULO I

1. MARCO REFERENCIAL

1.1. ANTECEDENTES

ANTECEDENTES GENERALES

Es importante iniciar con una aclaración acerca de lo que implica el riesgo en el campo financiero. Los riesgos financieros son una contingencia o eventualidad de un daño o una pérdida como consecuencia de la actividad financiera de una Entidad de Intermediación Financiera, y cuyo aseguramiento puede ser objeto de contrato.¹

Dentro del grupo de riesgos, se distingue el riesgo de crédito que es la posibilidad de incurrir en pérdidas económicas, es decir, disminuciones de activos, resultados y patrimonio; derivadas principalmente por el incumplimiento de las obligaciones contractuales por parte de los deudores. Este enfoque se relaciona a instituciones financieras y bancos, con la capacidad de extenderse a empresas, mercados financieros y organismos de otros sectores.

El riesgo crediticio depende del ente que lo soporta, así se lo clasifica en:

- a) Riesgo soportado por personas físicas: exposición derivada ante depósitos bancarios o el impago de salarios.

¹ SUPERINTENDENCIA DE BANCOS Y ENTIDADES FINANCIERAS DE BOLIVIA, SBEF.
Glosario de Términos de los acuerdos de Capital de Basilea I y II. Texinfo ed. 1. La Paz, Bolivia:
Guiat S.R.L. Septiembre de 2005. P.154

- b) Riesgo soportado por las empresas: posibilidad de pérdida por no poder recuperar los pagos de ventas a plazo.
- c) Riesgo soportado por instituciones financieras: asumido por préstamos o líneas de crédito (como tarjetas de crédito) y otros productos, con la posibilidad de que el deudor no pague su deuda e intereses pactados. Como medida de seguridad, se exigen garantías, se hace diferenciaciones sobre la tasa de interés, etc.

Tras varias crisis financieras en varios países, ocasionadas fundamentalmente porque el sector bancario propició la emisión de activos financieros líquidos de dudosa recuperación, existió la penosa necesidad de comprometer la estabilidad y solvencia de muchas entidades involucradas, incluyendo a los organismos de supervisión y control de la actividad financiera. En la actualidad, las consecuencias de las crisis continúan demostrando sus efectos sobre la economía real a nivel internacional, pues el sector empresarial está en un periodo de recuperación, las tasas de desempleo no logran descensos, incluso se optaron por reducciones de los créditos grandes y se registraron incrementos de la deuda pública. Así la historia ha dejado fuertes enseñanzas de que las actividades propias del sistema financiero exigen que en cierta medida, exista la capacidad para poder anticipar y prever las reacciones del mercado de la oferta y demanda de ahorros y préstamos.

Para poder entender el punto central de interés de este proyecto de grado, es conveniente mencionar el contexto dentro del que ha venido desenvolviéndose y evolucionando la historia de los procesos crediticios y las microfinanzas en Bolivia.

Por lo tanto, resulta relevante empezar por una descripción del sistema financiero.

El sistema financiero es el conjunto de entidades, medios y mercados cuyo principal objetivo es canalizar el ahorro que generan los agentes económicos con capacidad de financiación hacia aquellos otros que en un momento dado tienen necesidad de financiamiento, recibiendo a cambio un beneficio que proviene del diferencial entre las tasas pasiva y activa, es entonces, un mercado donde se encuentran los oferentes y demandantes de dinero, representados por entidades encargadas de articular los dos sectores que se encuentran implícitos, es decir, el de los depósitos (ahorros) y el de los créditos (inversiones).

El mercado del ahorro les permite a los intermediarios captar los recursos necesarios a un cierto precio traducido en una tasa de interés pasiva, la cual debe ser lo bastante atractiva como para que el depositario prefiera ahorrar y no invertir, teniendo la seguridad de que el agente hará un buen uso de inversión con la capacidad de reeditar el dinero en la fecha pactada más los intereses acumulados.

El mercado de crédito depende en gran medida del ahorro, pues determina la base de su costo. Aquí se encuentran quienes necesitan de recursos para emprender diversas actividades productivas o de consumo, para ello deben pagar un precio que se traduce en una tasa activa, también tienen que demostrar su capacidad y voluntad de pago.

Una vez aclarado el mecanismo del sistema financiero, es posible empezar a detallar como fue modificándose en Bolivia.

Durante los años ochenta y noventa se desencadenaron una serie de problemas dentro del contexto del sistema económico, financiero y social del país.

Se percibían los efectos de la ampliación de la desintermediación financiera, provocados por las reducciones de los activos y el shock hiperinflacionario; así mismo la gran cantidad de despidos, la escasa contratación, la gran migración del campo a la ciudad, provocada por la culminación del ciclo de beneficios de la Reforma Agraria y las constantes limitaciones de acceso al sistema financiero tradicional que acortaban cada vez más las oportunidades de las personas, agravaban la situación.

Luego de una época de inestabilidad, finalmente la situación fue controlada a través de nuevas reformas gubernamentales que promovían principalmente la liberación de la tasa de interés, autonomía de las entidades financieras y la creación de legislación financiera para supervisión.

Pero también se dio pie para el surgimiento de una nueva modalidad financiera y de uno de los sectores más fuertes del país; inició la era de las microfinanzas, bajo su aplicación se permitía el financiamiento de créditos de montos pequeños destinados a microempresas por lo que aparecieron unidades económicas reducidas e informales, con poca concentración de capital.

La nueva economía informal había encontrado el medio de integración que necesitaba, lo que le permitió crecer velozmente y en gran tamaño, operando a través de financieras que captaban recursos del público pagando tasas entre el 43% y el 80% anual y otorgaban créditos de muy corto plazo a tasas entre el 5% y 10% mensual. La tasa de interés era mayor a la vigente en el sistema formal, los costos de transacción que involucran pagos por servicios notariales, jurídicos, de registro, etc., eran notoriamente más bajos, las garantías de los microcréditos eran diversas y muy flexibles.

Para que esas financieras pudieran ingresar en el mercado de las microfinanzas, atravesaron un largo proceso de adaptación que al final resultó muy exitoso y competitivo, con nuevas metodologías crediticias, procedimientos, formas de pago, amortizaciones calculadas de acuerdo a las características de cada cliente, etc.

Ante el gran potencial económico del sector informal algunas Organizaciones No Gubernamentales, es decir, ONGs (principalmente Prodem y Fie) iniciaron la implementación de un nuevo enfoque, con ello incrementaron la demanda de microcréditos pero los fondos para financiamiento fueron insuficientes, y dado que se trataba de ONGs, la ley les obligaba a depender únicamente de donaciones y fondos subsidiarios, los cuales resultaban muy limitados para el objetivo en cuestión.

Algunas ONGs optaron por cambiar su figura legal, de manera que se les permitiera ser intermediarias con la captación de ahorros y fuentes externas; otras mantuvieron su postura para poder realizar operaciones en ámbitos rurales.

Para 1992 Prodem logró establecer el Banco Solidario S.A. o BancoSol, pero el resto de las organizaciones no tuvieron la misma suerte. Así vieron la forma de conformar entidades con figuras jurídicas diferentes como Casas Bancarias o Bancos Departamentales, pero no lo lograron por no cumplir los requisitos de monto de capital social requerido, dado que era pequeño comparado con el que la banca requiere para cumplir con su nivel de operaciones, también hubo restricción por parte de la Asociación de Bancos (ASOBAN) que se oponía al uso del término de "banco" por parte de otras entidades.

Después de tantos esfuerzos en 1993 se incluyó en la ley de Bancos a la forma de Fondos Financieros Privados o FFPs, para 1995 su funcionamiento aparecía legalmente registrado a través del Decreto Supremo 24000.

Las entidades que surgieron después, lo hicieron con una estructura parecida a la de BancoSol, pues aproximadamente el 50% de la propiedad era conservada por las ONGs, el resto pertenecía a organizaciones internacionales de desarrollo e inversionistas privados. Sus portafolios fueron transferidos a los FFPs con dos modalidades, la primera gravitaba el traspaso definitivo de los clientes y el portafolio de la ONG hacia el FFP después de una minuciosa revisión de la calidad realizada por la Superintendencia de Bancos, la segunda se basaba en la delegación de la administración de la cartera de la ONG al FFP y posteriormente se realizaba el traspaso de los clientes. La fuerza laboral fue trasladada hacia las nuevas entidades y se redefinieron los perfiles de las personas que serían contratadas luego.

Entre los años 1992 y 1998 los clientes del microcrédito aumentaron de veinte mil a trescientos cincuenta mil y el número de agencias de veintisiete a doscientas catorce (ocho veces). La cartera bruta se expandió llegando a doscientos uno millones de dólares en 1998, con niveles de mora de 2,5% al 3%, esto fue posible, entre otras cosas, gracias a una estabilidad económica, social, oportunidades de un mercado potencial, tecnologías crediticias apropiadas y un efectivo marco regulatorio.

Al mismo tiempo se establecieron otros fondos de capitales, incluso algunos bancos comerciales crearon departamentos adecuados para las microfinanzas. Ellos ofrecían créditos de consumo a través de la tecnología del Credit Scoring, que se utiliza para evaluar a clientes asalariados con flujos de ingresos constantes.

La competencia del nuevo sector fue mayor cada vez, por lo que BancoSol, los FFPs y las ONGs tuvieron que modificar sus políticas y procedimientos. Para 1999 el mercado urbano (el eje central del país, específicamente) estaba saturado y había gran cantidad de clientes sobreendeudados en un contexto económico nuevamente inestable.

Las crisis internacionales de Asia, Rusia y Brasil impactaron negativamente en el flujo del comercio exterior, a la par hubo desfases en las prácticas de las microfinanzas, en el país se aprobó una nueva ley de aduanas que disminuyó el comercio informal, generando bajas en los ingresos y la demanda interna.

El entorno social era también desalentador, pues los conflictos, paros y bloqueos de carreteras provocaron importantes pérdidas para el sector agropecuario.

El sector de las microfinanzas se vio afectado severamente, pues se observó una disminución de clientes, ya que fueron eliminados por su incumplimiento en pagos, se detuvo el crecimiento del portafolio de crédito, el incremento de la mora fue el más alto respecto a otras gestiones y cayeron las utilidades porque crecieron los montos de las provisiones.

En la medida en la que se crearon arreglos para regularizar las situaciones de los deudores, también se dañó la cultura de pagos en los clientes, pues las asociaciones de deudores morosos iniciaron protestas fuertes contra las entidades de microcrédito.

Las entidades tuvieron que hacer grandes reformas en las políticas crediticias, pues se optó por tomar nuevas medidas para la aprobación de microcréditos y se diversificaron los nichos de mercado de crédito y se abrieron hacia diferentes

modalidades de servicio que fueran acorde a la situación económica del momento.

Ahora que el contexto histórico está aclarado, es importante mencionar los tratados previos que se hicieron con la intención de abarcar el tema desde distintos aspectos, pero siempre con un objetivo similar, pues tratar de anticipar los riesgos, independientemente del trabajo que se esté realizando, es una tarea importante y fundamental para evitar consecuencias negativas y contrarias a las expectativas de todos los interesados involucrados.

La implementación de herramientas, métodos, modelos, técnicas y metodologías para realizar pronósticos con determinadas probabilidades de acierto en el campo del riesgo de crédito, fue llevada a cabo por muchos estudios, proyectos de grado y tesis, en distintos niveles de profundidad y alcance; tanto a nivel nacional como internacional.

ANTECEDENTES ESPECÍFICOS

Conocer las características de las investigaciones previas resulta necesario para poder establecer y determinar el enfoque que se tomará, contribuyendo con nuevos aportes dentro del campo en cuestión.

Los trabajos sobre riesgo de crédito que se citarán representan una buena base de referencia porque se desarrollan sobre Entidades de Intermediación Financiera, independientemente de que difieren significativamente de este proyecto en cuanto al entorno en el que se aplican, los indicadores estadísticos que utilizan, la manera de considerar al riesgo de crédito, el énfasis en el control sobre la tasa de mora y la importancia que se le da al desempeño de los oficiales de crédito.

Algunos proyectos están enfocados hacia el desarrollo de modelos de administración de riesgos para organizaciones industriales, de manera que puedan consolidar una base de datos para entregársela a una aseguradora encargada de la diversificación del riesgo. Al ser encontrados los riesgos que impliquen posibles daños a la organización, serán valuados de acuerdo a dos indicadores que son la frecuencia y la severidad, para que de acuerdo a los resultados puedan ser distribuidos para aumentar la eficiencia en el momento de realizar su tratamiento.

Tal es el caso de este proyecto, "Diseño de un modelo de administración de riesgos para la toma de decisiones empresariales en el sector industrial boliviano"; realizado por Yáñez Padilla, Fabiola, quien pertenece a la Escuela Militar de Ingeniería, La Paz-Bolivia (2004), que anuncia que:

"Desarrollar un modelo de administración de riesgos permitirá a una organización industrial, identificar y administrar sus riesgos en una forma sistemática y organizada para la correcta transferencia al seguro privado de aquellos riesgos cuya pérdida implique poner en alto riesgo a la empresa y la asunción de aquellos riesgos cuyo costo de transferirlos es mayor al costo que implica asumirlos por cuenta propia.

El modelo que se propone, se desarrolla de acuerdo a una cronología de eventos que deben implementarse paso a paso comenzando con la identificación de la situación actual que permitirá identificar los riesgos presentes al momento de implementar el modelo propuesto, con esta información, se realizará un análisis de los riesgos de acuerdo a la capacidad de ser asumidos y cuantificados por la organización; con esta discriminación, se trabajará con aquellos riesgos que son objeto de pérdidas para la empresa.

Al encontrar riesgos que impliquen posibles daños a la organización, estos serán valuados de acuerdo a dos herramientas sencillas como son la frecuencia y la severidad; en base a los resultados de valuación se podrá distribuir los riesgos de acuerdo a las diferentes formas de tratarlo, dado que la transferencia del riesgo es la forma más eficiente, se realizará un estudio más profundo de aquellos riesgos que deberán ser transferidos ... ”

Otros proyectos consideran al conjunto de riesgos conocidos para trabajar con ellos de manera integral, analizando la medida en la que el manejo de los riesgos financieros pueda afectar al comportamiento de la rentabilidad de los Fondos Financieros Privados y por ende al valor de dichas entidades.

Como este trabajo de "Administración de los riesgos financieros y su relación con la rentabilidad"; realizado por Justiniano Quinteros, lidio, quien pertenece a la Escuela Militar de Ingeniería, La Paz-Bolivia (2001) y propone que:

"Un FFP, como toda entidad financiera, enfrenta una situación contradictoria en cuanto se refiere a sus objetivos del manejo de la liquidez, del crédito, de solvencia y rentabilidad. Así por ejemplo, debe procurar en todo momento que la entidad disponga de los recursos líquidos necesarios (liquidez) para hacer frente a sus obligaciones; por otra parte, dicha entidad advierte que trabaja con recursos de terceros y que sus ganancias provienen de la utilización de ellos y en la medida que los mantenga inmovilizados afecta la rentabilidad del FFP.

También, el buen manejo de crédito conduce tanto a la solvencia crediticia como patrimonial. En este sentido, un FFP que se enfrenta a una actividad de riesgo procura realizar una gestión crediticia adecuada canalizando los recursos de terceros hacia aquellos agentes económicos calificados como sujetos de crédito.

Sin embargo, algunos FFP's, últimamente han optado por políticas flexibles en la otorgación de créditos a sus clientes y contrapartes y a una pobre administración del riesgo crediticio, y la falta de atención a los cambios del entorno u otros factores que puedan llevar a un deterioro significativo en la cartera de créditos de un FFP."

Existen tesis que proponen analizar y evaluar las estrategias de la otorgación de créditos, identificando aspectos débiles de manera que se pueda prevenir la mora en los pagos, es el caso planteado por Salcedo Maidana, Heymi, quien pertenece a la Escuela Militar de Ingeniería, La Paz-Bolivia, (2004), y en "Estrategia de crédito para prevenir mora en entidades financieras no bancarias", dice que:

"La presencia en mora se debe a que en el momento en que alguien pide un préstamo, quienes califican si esta persona es solvente o no, lo hacen de manera inadecuada, ya que pocas personas pueden demostrar su capacidad de pago a corto plazo. Al no demostrar ésta capacidad de pago, las personas tienden a simular una capacidad de pago que no es real, sin darse cuenta del problema que generará en el futuro, es decir en el incumplimiento de sus pagos, reflejándose en el incremento de la mora.

Los altos índices de mora en entidades financieras hace que crezcan las provisiones (activo improductivo) estas provisiones serán en la medida que el cliente es calificado, en función a la capacidad de pago, ocasionando un costo de oportunidad, como la colocación de créditos y provocando así en la entidad una baja rentabilidad."

Un aspecto muy destacado y común en varios proyectos, es el que cuestiona la eficiencia de los oficiales de crédito y los coloca como los iniciadores de las fallas en el proceso crediticio, como lo menciona Guachalla Aguirre, Jhoanny Yamel,

quien pertenece a la Universidad Católica Boliviana “San Pablo”, La Paz-Bolivia (2007) y en su trabajo acerca a “Sistema experto para la pre evaluación de solicitudes de crédito y el mejoramiento de la cartera de crédito”, destaca que: “Al investigar se pudo observar que uno de los principales inconvenientes en la revisión de solicitudes proviene del oficial de crédito, es susceptible a errores por el manejo de una excesiva cantidad de normas crediticias. Para evitar esto se tienen a los supervisores quienes corrigen la determinación del oficial de crédito. Como se puede notar, esta “correcciónD implica mayor tiempo, lo que se traduce en el incremento de costos futuros ... “

Lo que busca este proyecto de grado, a diferencia del primero ya citado, es que la propia entidad sea quien estructure su base de datos, para posteriormente realizar un barrido de la información, conservando aquella que realmente pueda brindar aportes significativos que influyan en la toma de decisiones, adecuadas y coherentes con su realidad; además brinda sugerencias de acción para una Entidad de Intermediación Financiera, particularmente para la aplicación de políticas de riesgo de crédito.

El segundo proyecto no solamente hace hincapié en el riesgo crediticio, sino que lo considera como uno más de los componentes del grupo de riesgos financieros para conocer los efectos de su administración; sus conclusiones y recomendaciones darán sugerencias para el presente proyecto.

La tesis citada difiere con este proyecto en el hecho de que las consecuencias que origina la mora, son el principal objeto de estudio y no una de las varias causas que provocan el incumplimiento de los clientes. A pesar de ello, el diseño de la estrategia para prevenir el incremento de los índices de mora, resulta de gran interés para comprender la importancia de mantener la tasa dentro de parámetros controlables por la entidad.

A partir de lo expuesto anteriormente, es posible observar que existen diferencias marcadas entre este proyecto y los trabajos que fueron base de comparación, pero es factible utilizarlos para ampliar conocimientos considerando los criterios y lógicas de análisis, sugerencias para el tratamiento de los datos, observaciones y definiciones que puedan ser complementarios al presente estudio y permitan una apreciación integral de la temática concebida a través de retroalimentación pura.

1.2. DESCRIPCIÓN DEL OBJETO DE ESTUDIO

Durante los últimos años, Scalar Consulting S.R.L. se ha dedicado principalmente a la prestación de servicios de asesoría, capacitación e implementación y desarrollo de software de riesgos financieros.

la compañía trabaja constantemente para orientar a sus clientes hacia una maximización de las ganancias y minimización de potenciales pérdidas, a través de la aplicación de diversas herramientas matemáticas y estadísticas que permiten generar simulaciones para posibles pérdidas considerando la correlación que existe entre los distintos tipos de riesgo.

Para su cometido se desenvuelve de acuerdo a los principios de su misión:
“Implementar soluciones al sistema financiero y empresarial nacional e internacional en el área de la **ADMINISTRACIÓN INTEGRAL DE RIESGOS FINANCIEROS** y **BUSINESS INTELLIGENCE**. Para ello cuenta con la una variedad de herramientas para realizar la gestión y medición del riesgo y ofrece asesoramiento personalizado en la interpretación de resultados. De este modo

nuestros clientes logran realizar análisis de valor agregado en las más importantes actividades gerenciales: toma de decisiones, presupuestación, planeación estratégica, desarrollo e implementación de nuevos negocios y productos',.

Y desarrolla sus actividades acorde a la visión que se ha planteado:

“En pocos años llegar a ser la organización LÍDER que presta sus servicios al importante segmento de instituciones del sector financiero a nivel latinoamericano, en las actividades de capacitación, asesoramiento, auditoría de riesgos e implementación de software de riesgos financieros y business intelligence”.

Fue fundada en la República del Ecuador el 30 de octubre de 2002, desde entonces ha logrado expandirse al exterior, contando en la actualidad con representación comercial en varios lugares, como ser:

- Bolivia, La Paz
Av. Julio Patiño N°1366, Edif. López Azero, Piso 4 Of. 402
- Colombia, Medellín
Carrera 35 N°16 a Sur 115, U, Molinos del Campestre, El Polaco
- Perú, Lima
Calle Trinidad Morán 1399 Lince
- República Dominicana

Desde su creación a la fecha ha podido brindar sus servicios de manera eficiente, dado que cuenta con la capacidad teórica y experiencia suficiente como para emitir recomendaciones necesarias a sus clientes del sistema financiero internacional, en todo cuanto tiene que ver al mejoramiento continuo de sus

indicadores financieros, rentables y especialmente en la administración y gestión de los riesgos financieros.

En Bolivia, Scalar Consulting S.R.L. ha atendido a más de cuarenta clientes comprendidos entre empresas, instituciones, bancos, cooperativas y mutuales.

Para ello, fue necesario que cuente con políticas, manuales de procedimientos, herramientas y metodologías, que permitan la identificación, medición, monitoreo y control de los diferentes tipos de riesgos para cada cliente.

Es importante mencionar que la metodología empleada por la compañía, para las consultorías comprende cuatro fases de análisis exhaustivo:

1. Diagnóstico
2. Diseño
3. Desarrollo
4. Implementación y Capacitación

Por lo mencionado, queda claro que la compañía citada, es una consultora y como muchas mantiene políticas de confidencialidad respecto de los clientes a quienes brinda sus servicios, para los fines de esta investigación basta con aclarar que el estudio de caso será realizado en la consultora, pero se trabajará con bases de datos de la empresa, mismos que mantienen la característica de confidencialidad.

1.3. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

En Bolivia, el desarrollo de las microfinanzas ha sido muy exitoso, debido principalmente al gran desarrollo y veloz crecimiento de la fuerza del sector informal.

Una vez que el sistema financiero interno se adecuó a las necesidades del contexto, pudo empezar una nueva era llena de beneficios, pero también de bastantes complicaciones, atribuidas en gran medida a sus características innovadoras que no dejaron precedentes históricos que delimitaran una manera de proceder.

A pesar de ello, se han desarrollado normativas que regulan el proceso crediticio, vigilando de cerca cada una de sus etapas. De acuerdo a la Sección I de la Recopilación de Normas para Bancos y Entidades Financieras, Libro 3, Título II, Capítulo I; se señala que el proceso de crédito inicia con el análisis de los potenciales clientes, se prosigue con la tramitación legal, hay un periodo para la evaluación (aprobación o en su defecto el rechazo del crédito) y se culmina con el desembolso del crédito.

Cada entidad de intermediación financiera debe definir los tiempos máximos para su proceso, considerando el tipo y producto de crédito.

Es muy importante que las operaciones activas y pasivas guarden entre sí la necesaria correspondencia, para que se eviten desequilibrios financieros en el futuro. Por ello, antes de conceder un crédito, es necesario tener la seguridad de que el solicitante está en capacidad de cumplir con las obligaciones contractuales.

Además de evaluar cada caso particular, también se debe hacer una estimación general y permanente a la cartera de créditos, para poder conocer el grado y la naturaleza de los diferentes riesgos que pueden afectar a este activo, las cuales deben ser identificadas oportunamente para la constitución de las provisiones.

Así es muy importante que se establezcan adecuados sistemas de evaluación, fundamentados en el análisis de información confiable y oportuna.

Para este proyecto de grado, se hará énfasis en el microcrédito. Vale aclarar que es una variación de la tecnología crediticia, otorgado a una persona natural o jurídica, o a un grupo de prestatarios, para financiar actividades de producción, comercialización y servicios, cuya fuente principal de pago la constituye el producto de las ventas e ingresos generados por dichas actividades. En este caso, el importe del crédito es reducido y debe ser distribuido durante el periodo del crédito, para que el deudor pueda hacer uso de los fondos de acuerdo con la época en que deban realizarse las distintas labores a que se destina el préstamo.

Aun cuando han transcurrido varios años desde el inicio de esta práctica, como se trata de un mercado informal, no es posible contar con las fuentes formales ni convencionales para recabar la información necesaria para determinar los otorgamientos de créditos, situación que se ve agravada por el hecho de que los clientes mantienen una fuerte tendencia por adecuarla a su conveniencia.

Estas asimetrías originan que el precio del crédito se incremente y evitan que se realicen adecuadamente los cálculos para las provisiones requeridas, lo que a la larga recae en una disminución de los recursos de la Entidad de Intermediación Financiera dedicada a Microfinanzas (EIFM) en cuestión. Independientemente de ello, para la presente gestión, los resultados han sido favorables para el sector

de las microfinanzas, pues el índice de mora, se encuentra en el 1%, representando el nivel más bajo de créditos impagos en toda la historia de Bolivia.

Si bien esta situación es muy difícil de controlar, porque presenta grandes variaciones en la información y depende de varios factores, es posible aplicar diversos instrumentos metodológicos que puedan complementar al análisis exhaustivo de créditos, ampliando los criterios de selección bajo los cuales se los aprueban, que precisamente es lo que aún no se ha consolidado en su totalidad dentro de la EIFM que es el objeto de estudio de este proyecto.

Al mismo tiempo, es importante señalar que si bien la mora es actualmente baja, esto se debe principalmente a que la economía se encuentra en crecimiento o época de auge, esto puede variar cuando el ciclo de la economía cambie.

1.3.1. Formulación del Problema

De acuerdo a lo mencionado anteriormente, el problema se define como:

La ineficiente evaluación del Riesgo de Crédito, afecta negativamente a la sostenibilidad económico-financiera de la Entidad de Intermediación Financiera dedicada a Microfinanzas (EIFM).

1.3.2. Problemas Secundarios

- Asimetría en la información proporcionada por los clientes
- Limitada experiencia y capacitación de los oficiales de crédito
- Limitada aplicación de instrumentos metodológicos alternos como medio de control
- Influencia del entorno macroeconómico (políticas públicas y ánimo de la población)

1.4. OBJETIVOS

1.4.1. Objetivo General

Optimizar la Medición de Riesgo de Crédito, mediante el cálculo de probabilidades de incumplimiento, aplicando modelos estadísticos paramétricos.

1.4.2. Objetivos Específicos

- Analizar el modelo actual de la empresa en relación a la medición del riesgo de crédito.

- Identificar si existen metodologías complementarias que ayuden a mejorar la predicción de los resultados de los modelos de riesgo de crédito en la empresa.
- Realizar cálculos de probabilidades de incumplimiento incorporando la metodología complementaria al modelo.
- Medir la mejora en la predicción con el modelo a proponer.

1.5. JUSTIFICACIÓN

1.5.1. Justificación Técnica

Considerando a los clientes que frecuenta, la gama de servicios que ofrece y los métodos que utiliza, es posible determinar que el entorno en el que Scalar Consulting S.R.L. se desenvuelve, hace posible que este proyecto reúna las condiciones necesarias para tener la posibilidad de implementarse, en el largo plazo, dentro de las operaciones de la compañía.

1.5.2. Justificación Económica

Anticipar el riesgo de crédito es importante para cualquier entidad, mientras mayor conocimiento tenga al respecto, podrá tomar todas las previsiones necesarias para no incurrir en pérdidas ni rendimientos por debajo de lo esperado. De esta manera los beneficios que pueda tener un cliente (entidad),

se traducirán en beneficios de la compañía en cuestión, dado que se trata del caso de una consultora.

Con este proyecto se sugiere una herramienta más para poder conocer sectores, regiones y clientes que generan una mayor rentabilidad ajustada a riesgos, establecer políticas de cobranza idóneas para cada sujeto, identificar nichos de mercado y optimizar los tiempos de aprobación de los créditos.

La relación beneficio-costos es importante al momento de buscar la optimización en modelos de Credit Scoring. La implementación de un modelo de este tipo en Bolivia, tiene un costo aproximado de \$us.20.000 considerando un lapso promedio de seis meses de trabajo. Los beneficios generados por la optimización de modelos de Scoring, hacen que aproximadamente por cada 1 % de mejora en la efectividad de un pronóstico, tanto de clientes buenos como de malos, una entidad evite una pérdida aproximada de \$us. 63. 000.

1.5.3. Justificación Social

Este proyecto de grado está enfocado en todo lo que involucra el microcrédito. Por lo que busca un medio eficiente para poder calificar adecuadamente a los clientes, fortaleciendo la cultura crediticia y brindando oportunidades nuevas.

Mientras mayor apoyo reciban las personas, más grande es la posibilidad de que puedan emprender actividades comerciales y productivas propias, mejorando sus ingresos e ingresando como miembros activos de su medio social y económico.

1.5.4. Justificación Teórica

Mediante la teoría se le otorga a este proyecto de grado, un enfoque adecuado a los principios de la investigación científica, pues se trata de identificar los elementos y variables que influyen en el proceso crediticio, analizando su comportamiento sobre la base de lo que postulan las leyes y los principios generales para poder deducir y predecir un comportamiento futuro de acuerdo a lo que se observe particularmente en el proceso de investigación.

Para ello, es necesario contar con el respaldo de conceptos de las materias de Finanzas (Proyecciones de Estados Financieros), Econometría (Modelo Lineal y Modelo Logit), Estadística (Indicadores de Media, Varianza, Distribución Chi-cuadrado), Macroeconomía (Estudio del entorno, Niveles de Mercado) y Administración (Análisis del Desempeño de la Fuerza Laboral).

1.6. ALCANCES Y APORTES

1.6.1. Alcances

El alcance reside en la propuesta para el diseño de herramientas complementarias al proceso de medición de riesgo de crédito, de manera que coadyuven al cálculo del incumplimiento de deuda.

1.6.2. Delimitación Temporal

Este proyecto requiere de seis meses de elaboración para desarrollarse en cada etapa pertinente.

1.6.3. Delimitación Espacial

Este proyecto se llevará a cabo en Bolivia, específicamente en las ciudades de La Paz y El Alto, e involucra la información pertinente a la Entidad de Intermediación Financiera dedicada a Microfinanzas (EIFM).

1.6.4. Delimitación Conceptual

El estudio de los efectos y medios de anticipo de riesgos financieros, es una práctica muy convencional, debido a su elevado grado de importancia para cualquier entidad; a lo largo de la historia se han desarrollado diversas teorías y modelos, que basados en la aplicación de ciencias formales y sociales, además de sus derivadas, contribuyen sugiriendo métodos de análisis para la temática del riesgo de crédito. En este proyecto se necesitarán conocimientos en cuanto a términos y conceptos de riesgo de crédito, proceso crediticio, microfinanzas, nivel de significación de variables, mora e incumplimiento.

1.6.5. Aportes

La contribución de este trabajo, radica en el hecho de que sugiere la aplicación de una técnica complementaria como herramienta de análisis de riesgo de crédito para que Scalar Consulting S.R.L. la utilice, en un determinado momento, dentro del proceso de sus consultorías.

1.6.6. Aportes Propios

El principal aporte personal se encuentra en la capacidad de mejorar el modelo estadístico paramétrico de la empresa para predecir el incumplimiento en los pagos de microcréditos.

CAPÍTULO II

2. MARCO TEÓRICO

2.1. EL SISTEMA FINANCIERO

Cada ente que participa del mercado de oferta y demanda de recursos financieros, debe diferenciar entre los niveles de gasto y renta que destina y posee, respectivamente, para poder gastar en bienes de consumo e inversión. De acuerdo a ello, los agentes pueden clasificarse en dos naturalezas de grupos:

- a) Unidades de gasto en déficit: son todos los agentes cuyo gasto es superior a la renta que poseen a su disposición, así que tienen un déficit de recursos; para cubrirlo emiten activos financieros primarios, estos activos son los que se colocan por primera vez y directamente a los inversionistas, para que posteriormente se conviertan en otros activos (secundarios) que poseen características de rentabilidad, riesgo y liquidez, adaptándose mejor a los requerimientos de las unidades de gasto con excedentes.
- b) Unidades de gasto con superávit: son todos los agentes cuyo gasto es inferior a la renta disponible, así tienen un exceso de recursos; mantienen el exceso de renta en su poder y el resto es cedido temporalmente a los sectores que no tienen diferencias positivas como ellos, obteniendo a cambio una tasa de remuneración, al mismo tiempo que asumen un riesgo.

Esta transferencia de recursos está a cargo del sistema financiero, el cual está formado por instrumentos, instituciones y mercados de intermediación.

Para que dichas actividades de intercambio sean más eficientes, existen entidades financieras que ponen en contacto a los oferentes y demandantes de recursos, reduciendo los inconvenientes dentro del proceso de transferencia y generando beneficios, como ser:

- Reducción de problemas de búsqueda de contraparte (costos de transacción)
- Solución de problemas para compatibilizar necesidades (se gestionan mecanismos de pago, liquidación y registro de operaciones en montos, plazos, condiciones de pago)
- Proporción de información acerca las obligaciones sobre transacción que ambas partes deben soportar
- Ayuda para el proceso de administración del riesgo (diversificación al invertir en distintos tipos de activos, reducción de costos de diversificación y reducción de costos de liquidación de las operaciones)
- Estimulación del ahorro para poder canalizarlo hacia agentes superavitarios desde los deficitarios

Existen dos tipos de intermediación, como ser:

- a) Directa: cuando los oferentes y demandantes de recursos pueden contactarse entre sí o a través de intermediarios. Vale decir que este tipo de entidades son las agencias de bolsa, fondos de inversión, fondos de pensiones y compañías de seguros.

- b) Indirecta: cuando los intermediarios son los encargados de captar el ahorro y lo asignan a través de préstamo a las empresas, instituciones o público que lo necesita. Vale decir que este tipo de entidades son los bancos, fondos financieros y cooperativas de ahorro y crédito.

Estas entidades, que participan del mecanismo de intermediación, trabajan con recursos del público, por este motivo deben ser reguladas y supervisadas por el Estado, de manera que brinden confianza. Si bien no comprometen su patrimonio, les sirve de respaldo para los acreedores.

Para asegurar que están en condiciones de ofrecer debidamente sus servicios de intermediación necesitan de la regulación y supervisión del Estado, quien debe dar fe de que cada intermediaria está en condiciones de responder por los depósitos, minimizando los riesgos que se originan en el proceso de intermediación o en el manejo gerencial. Los indicadores para este seguimiento son:

- Calidad de los activos y en especial de la cartera de créditos colocada
- Previsiones para cubrir potenciales pérdidas y cartera deficiente o con problemas potenciales (mora, insuficientes garantías)
- Coeficiente de adecuación patrimonial según la ponderación de riesgo de los activos
- Porcentaje de concentración de la cartera en un prestatario o grupo de prestatarios
- Rentabilidad: las pérdidas acumuladas solamente pueden representar el 50% del capital, pues de lo contrario se declara la quiebra técnica
- Inexistencia de créditos a los socios o funcionarios de las entidades financieras (empresas, familiares y parientes)

- Liquidez suficiente para enfrentar eventuales retiros de los depositantes
- Caucciones o seguros que garanticen a la entidad por la conducta del Directorio y las Gerencias
- Calidad de los accionistas, los miembros de los directorios y las gerencias (eventualmente, la SBEF puede vetarlos)
- Prohibición de otorgar créditos a quienes hubiesen sido malos prestatarios en cualquier entidad del sistema.
- Sistema de información sobre los prestatarios y sus deudas (Central de Riesgos).

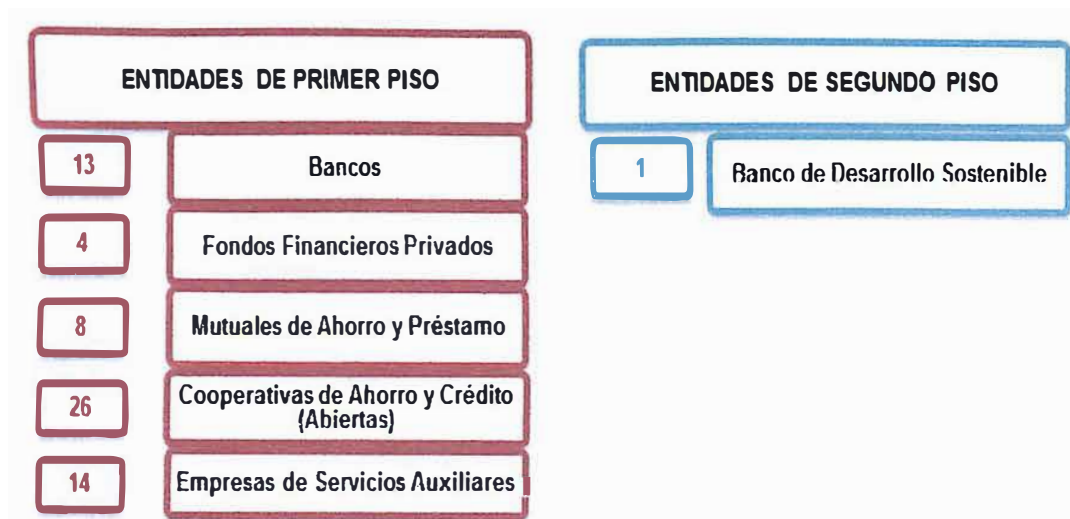
Para que el sistema pueda desenvolverse adecuadamente también depende en gran medida del entorno macroeconómico y las políticas públicas, una situación de estabilidad económica permite control sobre la inflación y deflación, sin afectar los depósitos ni ahorros.

Después de la apreciación general respecto al sistema financiero, es necesario detallar también acerca la composición del sistema financiero en Bolivia.

El sistema boliviano de intermediación financiera moviliza aproximadamente \$us. 4.000 millones por las operaciones que realiza; el valor de las captaciones (depósitos) recibidas por las entidades alcanzó los \$us. 4,052 millones y las colocaciones (cartera) los 3,735 millones.

En lo referente a los operadores que participan del sistema financiero en Bolivia se encuentran:

Figura N° 1
PARTICIPANTES DEL SISTEMA FINANCIERO BOLIVIANO



Fuente: Elaboración propia sobre datos ASFI

2.2. EL MICROCRÉDITO EN BOLIVIA

En Bolivia, en los últimos años, ha crecido aceleradamente el volumen de operaciones, el número de clientes y los procesos de aprobación de microcréditos, logrando así que su alcance y cobertura supere el crecimiento registrado por las entidades tradicionales de intermediación.

En el país se han incorporado nuevas tecnologías para microcréditos entre las que destacan crédito de banca comunal (sucesivo y escalonado concedido a una agrupación de personas organizadas con garantía mancomunada solidaria e indivisible) y crédito solidario (concedido a un grupo de personas, con garantía o sin ella).

De acuerdo a la normativa boliviana, se establece que si existe incumplimiento en el pago de los montos adeudados de capital o intereses, según el plan de pagos programado, considerándose como incumplido el saldo total de la operación al día del vencimiento de la cuota, hasta el día en que se regulariza la situación, se considera que el cliente ha entrado en mora. Para poder estimar las provisiones, se clasifica a los clientes de acuerdo a criterios normados por ley, considerando un grado de menor a mayor riesgo:

- A Si se encuentra al día o con una mora no mayor a 5 días
- B Si se encuentra con una mora entre 6 y 30 días
- C Si se encuentra con una mora entre 31 y 55 días
- D Si se encuentra con una mora entre 56 y 75 días
- E Si se encuentra con una mora entre 76 y 90 días
- F Si se encuentra con una mora mayor a 90 días

Así de acuerdo a las clasificaciones asignadas, se constituye y mantienen las provisiones para cuando la administración crediticia presente factores de riesgo de incobrabilidad.

2.3. RIESGOS FINANCIEROS

Las entidades financieras que forman parte del proceso de intermediación, soportan en distinta medida, una serie de riesgos financieros relacionados directamente a las actividades que realizan.

Existen varios tipos de estos riesgos como ser: de mercado, de liquidez, operativo, de crédito, todos estos considerados en una primera instancia pues pueden derivar en riesgo legal y riesgo de insolvencia. Para mayor comprensión es necesario desarrollar cada uno de ellos de manera individual.

2.3.1. RIESGO DE MERCADO

Se entiende como riesgo de mercado a la contingencia de que el valor de un portafolio de inversión disminuya debido a cambios en el valor de los factores de riesgo del mercado, los que determinan su precio o valor final. Los factores estándares de riesgo de mercado son los precios de valores y títulos, los tipos de interés, el tipo de cambio y los precios de las materias primas.²

Para reconocer como efectivas las pérdidas se requiere que:

- a) Las variables hayan experimentado consecuencias económicas negativas para la entidad dentro del plazo estimado para la liquidación de la operación; sino se considerará una pérdida no real o efectiva.
- b) Esa variación no debe producir en otras operaciones financieras un beneficio igual o similar a las pérdidas en cuestión

En relación a estas variables que tienen dependencia de los mercados, se distingue entre otros:

² Riesgo de mercado. Definición (18 de mayo de 2014, 18:41 p.m.). Disponible en web: <http://www.efxto.com/diccionario/r/3985-riesgo-de-mercado#ixzz326q8Srvt>

2.3.1.1. RIESGO POR TIPO DE INTERÉS

Es el riesgo de que haya una variación en los tipos de interés, que provoque pérdidas en las operaciones de la entidad.

Las pérdidas son notorias cuando la valoración de un activo es menor, una vez que se ha calculado su valor actual neto, pues el decremento se produce por incrementos en los tipos de interés.

2.3.1.2. RIESGO POR TIPO DE CAMBIO

Es la contingencia de que una variación entre los precios de dos monedas afecte negativamente a las operaciones de una entidad.

Esto principalmente expone a las operaciones realizadas en mercados internacionales.

2.3.1.3. RIESGO POR VARIACIÓN EN EL PRECIO DE LAS ACCIONES

Es el riesgo de que variaciones en los precios de las acciones de una empresa, incidan negativamente sobre las operaciones que realiza una intermediaria, ocasionando pérdidas al obtener rendimientos por debajo de lo que se había esperado inicialmente.

2.3.2. RIESGO DE LIQUIDEZ

Dadas una estructura económica o financiera inestables, es posible que se originen pérdidas en la entidad por falta de liquidez.

Es la posibilidad de que una Entidad de Intermediación Financiera incurra en pérdidas porque puede que no disponga de recursos líquidos suficientes para afrontar el cumplimiento de las obligaciones que ha asumido.

“El Riesgo de Liquidez no implica que una contraparte o participante sea insolvente, dado que existe la posibilidad de que pueda liquidar sus Obligaciones de débito en una fecha posterior no determinada”³.

2.3.3. RIESGO OPERATIVO

Se refiere a la contingencia de que una entidad financiera obtenga resultados negativos, siendo la causa atribuida a sucesos para nada relacionados con riesgos de mercado, liquidez o crédito.

Según el Comité de Supervisión Bancaria de Basilea: “El riesgo operativo se define como el riesgo de pérdida resultante de una falta de adecuación o de un fallo de los procesos, el personal y los sistemas internos o bien de acontecimientos externos. Esta definición incluye el riesgo legal (jurídico), pero excluye el riesgo estratégico y de reputación”⁴

3 SUPERINTENDENCIA DE BANCOS Y ENTIDADES FINANCIERAS DE BOLIVIA, SBEF. Glosario de Términos de los acuerdos de Capital de Basilea I y II. Texinfo ed. 1. La Paz, Bolivia: Guiat S. R. L. Septiembre de 2005. P.157 Comité de Supervisión Bancaria de Basilea (2003) P.125

4

2.3.4. RIESGO DE CRÉDITO

“Es el Riesgo de que una parte no liquide una obligación por su valor completo, ya sea al vencimiento o en cualquier momento posterior”⁵.

El Riesgo de Crédito es la posibilidad de que exista pérdida si la contrapartida de una transacción no cumple plenamente su parte dentro de las obligaciones financieras en el tiempo acordado y con el monto prefijado.

Está determinado por tres principios que son: la pérdida esperada (media anticipada de las pérdidas de la cartera), la pérdida no esperada (volatilidad respecto de la pérdida esperada) y el capital regulatorio (necesario para proteger a la entidad durante sucesos de riesgo).

“Se determina que existen dos tipos de riesgo de crédito: el riesgo de incumplimiento, que se refiere a la pérdida potencial derivada de que la contraparte no pueda cumplir con sus obligaciones financieras en las condiciones definidas contractualmente; y el riesgo de mercado que se define como la pérdida potencial que podría sufrir un tenedor de un portafolio de préstamos, instrumentos financieros o derivados, como consecuencia de que el valor de mercado de estos disminuya...”⁶

Pero el riesgo de crédito no debe ser confundido con otros riesgos como ser:

⁵ SUPERINTENDENCIA DE BANCOS Y ENTIDADES FINANCIERAS DE BOLIVIA, SBEF. *Glosario de Términos de los acuerdos de Capital de Basilea I y II*. Texinfo ed. 1. La Paz, Bolivia: Guiat S.R.L. Septiembre de 2005. P.155

⁶ Comité de Supervisión Bancaria de Basilea (2003) P.127

2.3.4.1. RIESGO PAÍS

Se entiende este tipo de riesgo, como la probabilidad de que dado cierto contexto dentro de un país en particular, se produzca una crisis económica, financiera, política o social, de manera que se vean afectados los créditos que existan entre los ciudadanos y cierta entidad de intermediación. Por ello es necesario que cuando se realice la debida evaluación de la condición crediticia de un cliente, se considere también la categoría crediticia que obtuvo el país además la de los activos que emitió.

2.3.4.2. RIESGO DE EJECUCIÓN

Es la contingencia de que, independientemente ambas partes hayan cumplido con las bases del contrato, el resultado obtenido sea menor a lo que se esperaba en un principio; esto se debe a problemas en la liquidación.

2.3.5. RIESGO LEGAL

Las operaciones financieras consideran dos partes involucradas, este riesgo se refiere a la pérdida en la entidad intermediaria, ocasionada por incumplimiento o mala interpretación de los contratos. Esto sucede con mayor frecuencia dentro de operaciones a mercados financieros no organizados ni estandarizados.

2.3.6. RIESGO DE INSOLVENCIA

Es la contingencia de que los recursos financieros de una entidad no sean suficientes para absorber las pérdidas relacionadas con cualquier tipo de riesgo financiero.

2.4. GESTIÓN DEL RIESGO DE CRÉDITO

Un sistema de riesgos considera ciertos principios bajo los cuales se desenvuelve para llevar a cabo una eficiente gestión integral. Pues hace énfasis en la independencia funcional con jerarquía compartida, la capacidad ejecutiva cimentada en el conocimiento sobre gestión de riesgos, la toma de decisiones con enfoque de riesgos y visión integral, la definición de objetivos acordes al perfil de riesgos de la Entidad de Intermediación Financiera y la priorización de acciones preventivas, antes que correctivas.

El proceso de la gestión de riesgos abarca seis etapas de desarrollo:

- i. Identificación. Es el proceso de reconocimiento de todos los factores que originan un incremento en riesgo de crédito dentro de la Entidad, para ello se requiere el apoyo de herramientas como matrices de riesgos.

Esta observación debe ser el resultado de un proceso que cuente con la participación de funcionarios a nivel directivo y ejecutivo.

- ii. **Medición.** Es la etapa de cuantificación de los niveles de exposición al riesgo de crédito; así mismo se analizan la frecuencia e impacto de las pérdidas que podrían haber (pérdidas esperadas e inesperadas).

De acuerdo al Comité de Basilea, existen dos alternativas de medición del riesgo de crédito: el método estándar y el método basado en calificaciones internas.

- iii. **Monitoreo.** Es el establecimiento de procesos de control interno en la Entidad, de manera que sea posible detectar y corregir las políticas, procesos y procedimientos de la gestión de riesgo.
- iv. **Control.** Es el conjunto de actividades que tienen como objetivo principal disminuir la probabilidad de ocurrencia de un evento que tenga resultados negativos y contrarios a las expectativas de la Entidad interesada.
- v. **Mitigación.** Son todas las acciones de planificación y ejecución realizadas para cubrir a la Entidad, de manera que se reduzcan al mínimo las pérdidas incurridas, una vez que el suceso de incumplimiento de crédito se ha consolidado.

En la práctica del riesgo de crédito, la mejor manera de mitigarlo es a través de la exigencia a los deudores de garantías, colaterales o derivados financieros.

- vi. **Divulgación.** Es la distribución de información apropiada y oportuna respecto a la Entidad y su riesgo, de manera que llegue hasta la cima

de la autoridad, incluso a clientes, proveedores, reguladores, accionistas, etc.

2.4.1. RIESGO DE CRÉDITO Y BASILEA II

El Nuevo Acuerdo de Basilea o Basilea II, se estructura de acuerdo a tres pilares, en los que propone una serie de estándares para el enfoque de la gestión de riesgos:⁷

PRIMER PILAR – Requerimiento Mínimo de Capital

Determina el capital mínimo para salvedades de riesgo de crédito, además indica que se compone por tres elementos fundamentales: una definición de capital regulador, activos ponderados por riesgo y la relación mínima capital–activos ponderados por riesgo.

Establece un incentivo para que cada entidad desarrolle su propio sistema de gestión de riesgo, uno que se ajuste a sus propias necesidades y esté acorde con el perfil de riesgo de su modelo de negocios; lo que necesariamente implica un esfuerzo para la realización de labores cuantitativas y cualitativas asociadas a la definición de políticas y estrategias para la gestión integral de riesgos.

⁷ SUPERINTENDENCIA DE BANCOS Y ENTIDADES FINANCIERAS DE BOLIVIA (SBEF) y FUNDACIÓN PARA EL DESARROLLO PRODUCTIVO Y FINANCIERO (PROFIN). Gula para la Gestión de Riesgos. Texinfo ed.1. La Paz, Bolivia. Julio de 2008. P. 85-100

SEGUNDO PILAR – Proceso de Revisión del Superior

los supervisores designados deben verificar que las entidades cuentan con procesos adecuados para calcular la adecuación de su capital a partir de una exhaustiva evaluación de sus riesgos. Los gestores de la entidad deben desarrollar mecanismos de evaluación interna del capital y fijar objetivos de capital.

Este pilar se basa en cuatro principios:

1. Las entidades deben tener procedimientos para evaluar su solvencia en relación con los riesgos asumidos y tener una estrategia para mantener un nivel adecuado de capital
2. El ente supervisor debe revisar la evaluación de la entidad y su estrategia de gestión de riesgos y actuar en caso de ser necesario
3. Los supervisores deben esperar que las entidades mantengan un capital por encima del mínimo y deben tener capacidad de imponer niveles superiores al mínimo
4. Los supervisores deben intervenir rápidamente para impedir que el capital descienda por debajo de los niveles consistentes con el perfil de riesgos de cada entidad

PARTE TRES – Disciplina de Mercado

Es deber de las entidades intermediarias proporcionar información acerca de su nivel, estructura de capital, perfil de riesgos, sistemas de medición de los mismos, y sistemas de control,

Mientras que los inversores, depositantes y público en general, dispongan de mayor información, aumentará la eficiencia del mercado y la de cada entidad en particular, dependiendo de la manera en cómo administren sus riesgos,

2.5. MEDICIÓN CUANTITATIVA DEL RIESGO DE CRÉDITO

2.5.1. MODELOS PARAMÉTRICOS

Los modelos paramétricos parten de una función de distribución o clasificación conocida y reducen el problema de estimar los parámetros que mejor ajusten las observaciones de la muestra,

a) ANÁLISIS DISCRIMINANTE

Es una técnica estadística que permite conocer el comportamiento de un conjunto de variables independientes y obtener una serie de grupos excluyentes definidos por sus características,

Así el principal objetivo del modelo es encontrar y establecer combinaciones lineales de variables independientes que maximicen las diferencias entre los grupos. Dichas combinaciones se conocen como funciones discriminantes y buscan lograr el cometido con el mínimo error.

b) MODELO DE REGRESIÓN LOGÍSTICA (LOGIT)

Es un modelo muy útil cuando se trata de predecir la presencia o ausencia de características o un resultado según los valores de un conjunto de variables predictoras.

Es una transformación del Modelo de Probabilidad Lineal, que resulta de la aplicación inversa de la función de distribución logística a la expresión dada en el modelo Logit, de manera que la variable dependiente presente un determinado valor.

Las principales ventajas de la utilización de este modelo son que las probabilidades pertenecen al intervalo $(0, 1)$, lo que significa que pueden interpretarse directamente sin necesidad de realizar operaciones adicionales, además la relación implícita de las variables dependientes e independientes no es lineal, lo que facilita el análisis de fenómenos que mantienen relaciones no proporcionales (como son los casos de análisis de Riesgo de Crédito).

En este tipo de modelos estadísticos se compara una puntuación crediticia, que es el resultado de obtener un producto entre los parámetros del modelo y las variables independientes, considerando cierto punto de corte.

Existen distintos tipos de modelos Logit que están en función de las características que presentan las variables independientes:

- Logit Dicotómico: cuando existen dos alternativas, las que son mutuamente excluyentes
- Logit de Respuesta Múltiple: existen más de dos alternativas para modelizar
- Logit con Datos No Ordenados: las alternativas de la variable endógena no presentan ningún orden
- Logit con Datos Ordenados: las alternativas de la variable endógena poseen un orden entre ellas
- Logit Multinomial: los regresores del modelo hacen referencia a observaciones de la muestra, existiendo variación en ellas pero no en las alternativas
- Logit Condicional: los regresores hacen referencia a las alternativas, por lo que sus valores varían en ellas pudiendo variar en las observaciones o no

2.5.2. MODELOS NO PARAMÉTRICOS

Los modelos no paramétricos no siguen ninguna forma funcional, presentan pocas restricciones, lo que los hace más sencillos que los anteriores en el campo de la aplicación; pero sí requieren de ciertas características (las variables deben ser de tipo cualitativo y la distribución de la muestra normal) para que puedan dar respuestas eficientes.

a) MODELOS DE INTELIGENCIA ARTIFICIAL

Son aquellos que se deducen por inducción y requieren del respaldo de un programa informático. Se describen sobre una base de datos distinguiendo a las variables dependientes e independientes, utilizando como herramientas un conjunto de reglas y ciertos algoritmos de acuerdo a las necesidades de respuesta.

La mayoría de estos modelos fueron construidos por empresas consultoras que han invertido conocimientos muy particulares en la metodología de desarrollo, por lo que la bibliografía resulta escasa.

b) REDES NEURONALES ARTIFICIALES

Ésta arquitectura está formada por una red neuronal artificial, la que por sus características estructurales, pretende imitar una red humana; pero requiere para su funcionamiento, una serie de conexiones y algoritmos.

La estructura de la red está compuesta por un conjunto de procesadores conectados entre sí, denominados nodos o neuronas; los nodos de entrada del sistema alojan las variables independientes y en los de salida están las variables dependientes, estos últimos son lo que proporcionan el resultado de la red total.

Dentro de la medición del Riesgo de Crédito facilitan la clasificación de elementos dentro de una muestra o población y agilizan el procesamiento de información difusa, errónea o incompleta.

e) ÁRBOLES DE DECISIÓN

Un árbol de decisión es una herramienta expresada de forma gráfica y analítica, muy adecuada para realizar elecciones sobre determinados eventos, considerando diversos parámetros y muchas posibilidades.

Dada su estructura es posible recorrer distintas rutas de manera que se modifiquen las alternativas de decisión y se explore finalmente aquella que conlleve a la mejor elección posible.

"Por esta condición, se les reconocen dos características como guía y multi-vía, donde los valores asignados a los parámetros de consideración representan el principal criterio de evaluación"⁸.

Se dice multi-vía porque existe más de un camino que conlleva a la toma de decisión; también actúa como guía porque propone una o varias rutas de solución.

2.5.3. PÉRDIDA ESPERADA E INESPERADA

PÉRDIDA ESPERADA

Es la estimación estadística del promedio esperado de pérdidas de una cartera de créditos.

Su ecuación se expresa como:

⁸ QUINTERO Marcela, AMÉZQUITA Edgar. Centro Internacional de Agricultura Tropical CIA T, Ministerio de Agricultura y Desarrollo Rural. Texinfo Junio de 2007

$$PE = PD \cdot LGD \cdot EAD$$

Donde:

PO: Probabilidad de Incumplimiento

Esta probabilidad valora la posibilidad de que exista un suceso de incumplimiento de pago por un crédito en un periodo de tiempo.

LGD: Pérdida en el momento del Incumplimiento

Es la pérdida real soportada tras un evento de incumplimiento.

EAD: Exposición al momento del Incumplimiento

La exposición depende del valor de mercado de los activos con riesgo de crédito, cuando se realiza el análisis de riesgo, es muy importante considerar la probabilidad de que dicho activo pueda mantener o alterar su calidad crediticia durante un tiempo determinado.

PÉRDIDA INESPERADA

Es la máxima cantidad de recursos que podría perder una Entidad de Intermediación Financiera dado el riesgo de crédito, por lo que será necesario cubrirla con requerimientos adicionales de capital.

Si se la analiza desde el punto de vista estadístico, queda entendida como la desviación estándar de la pérdida esperada.

2.5.4. PROBABILIDAD DE INCUMPLIMIENTO

Se la define como la posibilidad de omisión del pago de una deuda vencida, es decir, que por un periodo de tiempo se deje de responder con los intereses y/o capital de acuerdo y orden contractual.

Luego de haberse otorgado un crédito, es común que existan pequeños retrasos en los pagos, ya sea por falta de liquidez o fallas operacionales de los deudores. A medida que transcurre el tiempo, aquellos incumplimientos comienzan a ser significativos, representando una pérdida importante para la entidad prestamista, claro que en algunos casos es posible que recupere lo incumplido con cobros de costos judiciales e intereses en mora.

2.5.5. CREDIT SCORING Y TIPOS DE SCORE

Las técnicas de Credit Scoring empezaron a ser aplicadas a partir de los años 1960 en Estados Unidos para permitir la aprobación de créditos a través de un proceso automatizado.

Credit Scoring es el conjunto de técnicas estadísticas y modelos que permiten evaluar el proceso de otorgamiento de crédito definiendo así el monto del préstamo y las condiciones que lo regirán. Se realiza especialmente para los créditos destinados al consumo, es decir, para productos de alto volumen y de bajo valor.

Existen muchos métodos de evaluación que derivan en un Scorecard, donde se les da a las características de los clientes una puntuación especial y la suma de los puntajes determina si el riesgo del cliente de ser un mal pagador es demasiado grande como para que alguna institución lo admita o decida cargarle una tasa de interés en particular. Estos métodos son: análisis discriminante y regresión logística.

Otras técnicas no conducen a un Scorecard, pues indican directamente la probabilidad de que un cliente sea bueno o malo. Estas técnicas son: inteligencia artificial, redes neuronales y árboles de decisión. Un prestamista debe tomar dos decisiones, la primera es la de otorgar el crédito o no y la segunda es cómo tratar a los antiguos clientes. De ahí que se desprenden los tipos de Score:

- a) Scoring de Aprobación: consiste en la aplicación de modelos para que con la mayor rapidez, sea posible emitir una respuesta al cliente en cuanto a la aprobación o negación de acceso a un crédito. Los pasos internos son:
 - 1. Entrada: ingreso de los datos propios de cliente y su validación
 - 2. Proceso: verificación de la información proporcionada por el cliente
 - 3. Salida: decisiones en cuanto al promedio de crédito que será asignado al cliente

- b) Scoring de Comportamiento: consiste en aplicar las técnicas mencionadas para analizar a los clientes antiguos, permitiendo modelar la forma de repago y el comportamiento del uso del crédito de los clientes, así también es posible ajustar los límites de crédito de los clientes y decidir acerca de políticas de comercialización que se aplicarán.

2.5.6. INDICADORES DE LA RENTABILIDAD

Una adecuada gestión de riesgo debe aportar valor a las áreas de negocio. La mejor forma de evaluar ello, es a través de ciertos indicadores, los que se detallan a continuación.

RENTABILIDAD AJUSTADA AL RIESGO SOBRE CAPITAL (RAROC)

Este indicador señala qué tan rentable resulta una operación una vez que se realiza un ajuste por riesgo de crédito, proveniente tanto de las pérdidas esperadas como de las inesperadas.

VALOR ECONÓMICO AÑADIDO (VEA)

Mide el aporte real que contribuye cada operación de crédito, es decir, el rendimiento adicional traducido a términos de unidades monetarias.

Este indicador le permite a una Entidad, reconocer las operaciones que no aportan valor económico y aquellas que lo restan.

Para su cálculo es necesario el previo cálculo del indicador RAROC.

2.6. LEGISLACIÓN BOLIVIANA Y RIESGO DE CRÉDITO

LEY DE SERVICIOS FINANCIEROS (LEY 393)

Dentro de los campos de interés de este proyecto de grado, la nueva ley no contempla cambios respecto a la antigua ley.

Artículo 35. (SUPERVISIÓN BASADA EN RIESGOS). La Autoridad de Supervisión del Sistema Financiero - ASFI aplicará la supervisión basada en riesgos, para verificar la existencia y funcionamiento de sistemas formalizados de gestión integral de riesgos en las entidades financieras.

Para dicho efecto, de manera enunciativa y no limitativa deberá:

- a) Evaluar la efectividad de los sistemas de las entidades financieras para gestionar oportunamente los riesgos
- b) Controlar la eficacia y eficiencia del control oportuno de riesgos inherentes a las actividades financieras que desarrollan las entidades

Artículo 36. (USO DE METODOLOGÍAS ESTÁNDAR Y MODELOS INTERNOS).

I. La Autoridad de Supervisión del Sistema Financiero - ASFI

determinará las metodologías para la gestión integral de los distintos tipos de riesgos que deberán cumplir las entidades financieras, así como los requerimientos de previsión y capital que correspondan para su cobertura.

11. Las entidades financieras podrán desarrollar modelos internos para la gestión de sus riesgos, con base en sanas prácticas de aceptación internacional. Estos modelos podrán aplicarse para el cálculo de requerimiento de provisiones y de capital por las exposiciones a riesgo, únicamente con autorización de la Autoridad de Supervisión del Sistema Financiero -ASFI con base en los requisitos y condiciones establecidos en la normativa emitida al efecto.

LEY DE BANCOS Y ENTIDADES FINANCIERAS (LEY 1448)

Artículo 449. (GESTIÓN INTEGRAL DE RIESGOS). las entidades financieras deberán implementar sistemas, metodologías y herramientas de gestión integral de riesgos, que contemplen objetivos, estrategias, estructura organizacional, políticas y procedimientos para la prudente administración de todos los riesgos inherentes a sus actividades y operaciones; en base a la normativa que emita para el efecto la Autoridad de Supervisión del Sistema Financiero -ASFI.

Artículo 450. (GESTIÓN DEL RIESGO CREDITICIO). Las entidades financieras están obligadas a instaurar procesos para la gestión del riesgo crediticio, con el objetivo de minimizar los niveles de exposición a este riesgo y limitar las pérdidas potenciales que podrían derivarse por la incobrabilidad de los financiamientos otorgados.

Artículo 456. (LÍMITES DE ENDEUDAMIENTO). Una entidad de intermediación financiera podrá conceder créditos que no se encuentren debidamente garantizados a un prestatario o grupo prestatario hasta el cinco por ciento (5%) del capital regulatorio de la entidad de intermediación financiera.

CAPÍTULO III

3. METODOLOGÍA DE LA INVESTIGACIÓN

3.1. ESQUEMA EXPLICATIVO DE LA METODOLOGÍA

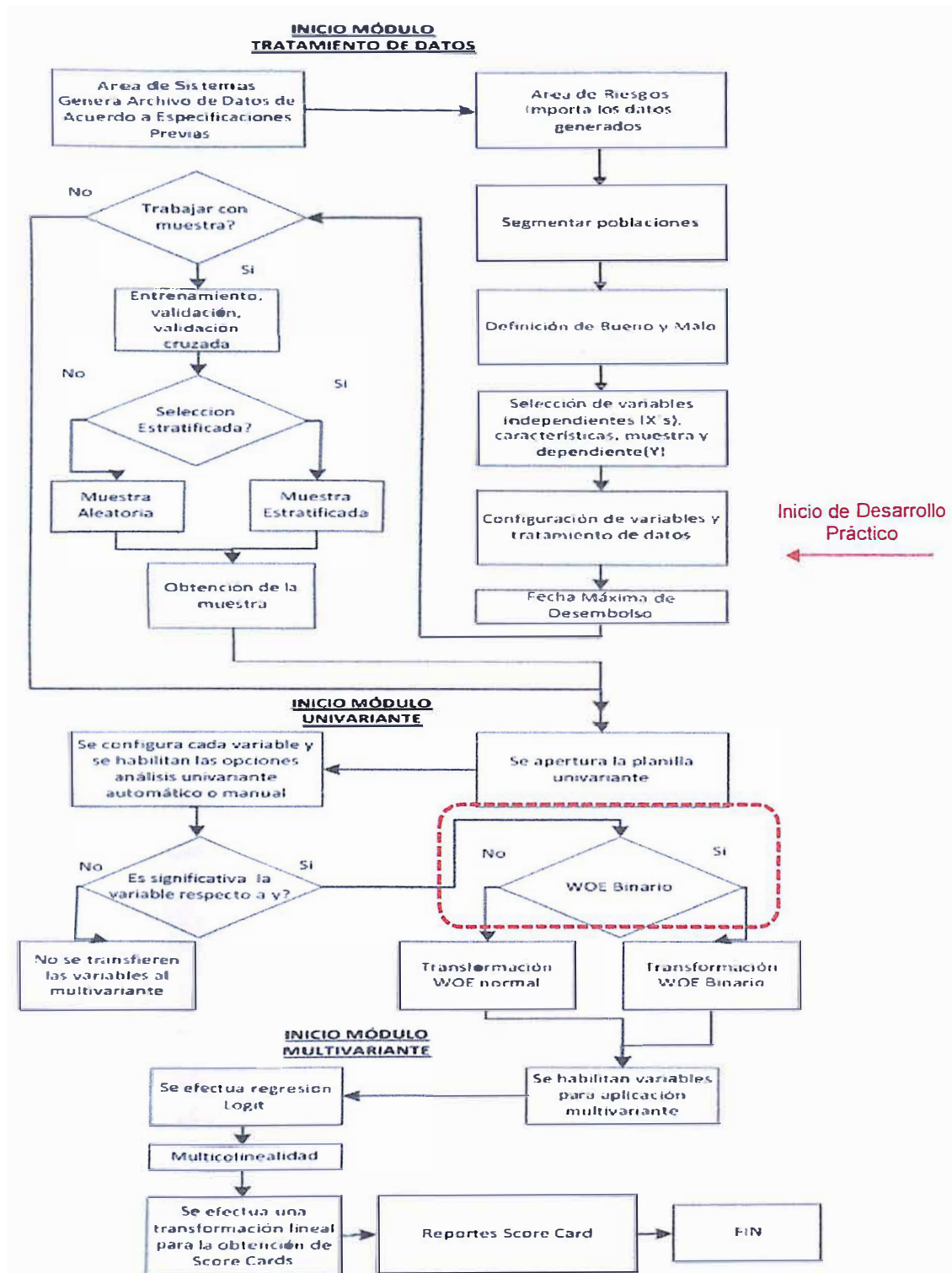
En la Figura 2 se detalla un flujograma en el que se explica todo el proceso que rige a la metodología que se empleará para realizar el estudio práctico en el presente proyecto.

Es posible observar que el esquema está dividido en tres módulos, Tratamiento de Datos, Univariante y Muftivariante; cada uno de estos tipos de análisis se describe en los siguientes subtítulos.

Para los fines de este proyecto de grado, se iniciará el estudio desde la Configuración de variables y tratamiento de los datos, que corresponde al sexto paso del flujo.

El principal aporte de este trabajo es demostrar la optimización de la medición de riesgo crediticio, a través de la mejora del modelo que tiene la empresa Scalar, para lo que se trabajará con una regresión logística y además se incluirá en el análisis a los datos WOE y WOE binarios, tal como se destaca a continuación en el flujo:

Figura N° 2
FLUJOGRAMA EXPLICATIVO DE LA METODOLOGÍA



Fuente: Elaboración de la Empresa Scalar Consulting S.R.L.

3.2. TRATAMIENTO DE DATOS

El Tratamiento de los Datos consiste en realizar un análisis exploratorio de los datos aplicando técnicas estadísticas que facilitan el entendimiento de los datos y las relaciones entre las variables, además de identificar el modelo teórico más adecuado para representar la población a la que pertenecen los datos de la muestra.

Este análisis es gráfico y estadístico, de manera que sea posible conocer el tipo de distribución que tienen los datos, considerando aquellos valores atípicos u outliers, saltos o discontinuidades, concentraciones de valores, datos ausentes o missings, etc.

Es posible realizar el estudio de manera conjunta sobre todos los datos, o agruparlos, de acuerdo a ciertos criterios, para estudiarlos de manera separada.

Etapas del Análisis Exploratorio de Datos:

a) Conocer las características de los datos

Es decir, describir las características relevantes como los nombres de las variables utilizadas, la fuente de procedencia de los datos, su tipo y su rango de valores.

b) Definir las variables con las cuales se va a trabajar

Es decir, que la población de estudio debe ser segmentada bajo cierto criterio.

e) Establecer la importancia de las variables para el análisis

Para esto es necesario definir la variable dependiente⁹ (X), y las variables independientes¹⁰ (Y)

d) Identificar los posibles casos atípicos (outliers) y evaluar el impacto que podrían tener sobre el análisis global

Estos casos atípicos son observaciones con características diferentes a las demás. Cuando existe gran cantidad de estos datos, no pueden ser eliminados directamente, requieren de cierto tratamiento y se debe evaluar el tipo de información que pueden proporcionar. El principal problema radica en el hecho de que pueden no ser representativos de la población, distorsionando el comportamiento de los muestrales estadísticos; pero también pueden ser bastante significativos.

Para identificar valores outliers es necesario examinar la distribución de observaciones que tiene cada variable, destacando como atípicos aquellos valores que se encuentren fuera de los límites mínimo y máximo que deben ser previamente establecidos por el analista, para realizar la discriminación.

Clasificación y tratamiento de Outliers:

⁹ La variable dependiente es aquella que, dentro de un modelo, es sensible y se modifica de acuerdo a las características de las variables independientes.

¹⁰ Las variables independientes son aquellas que determinan el comportamiento de la variable dependiente.

- Primera categoría: son aquellos casos atípicos que surgen por un error en el procedimiento de recolección de datos, ya sea en la entrada o codificación.

Estos datos deberían subsanarse mediante un filtrado, en el caso de que no sea posible hacerlo, deben ser eliminados siempre y cuando no tengan un elevado porcentaje de representatividad en la muestra.

- Segunda categoría: son aquellos que están como consecuencia de un evento extraordinario.

Aquí el outlier no representa ningún segmento válido de la población, por lo que puede eliminarse.

- Tercera categoría: son valores que están dentro del rango de las variables observadas, pero resultan únicos en el conjunto de valores.

Estos casos deben ser retenidos y evaluados para conocer el impacto en el proceso de estimación de un modelo.

- Cuarta categoría: son los casos extraordinarios detectados y no se tiene conocimiento del motivo por el cual están presentes.

Para este tipo de casos es recomendable realizar el análisis con las observaciones y sin ellas, para comparar los resultados e impactos.

e)Evaluar el impacto que tendrían los datos ausentes (missings) sobre la representatividad de los datos

Clasificación y tratamiento de Missings:

- Datos ausentes prescindibles: son el resultado de procesos que pertenecen a la competencia del análisis del investigador.

De ser así, no se requieren soluciones específicas para remediar la presencia de missings, dado que la ausencia de datos es inherente a la técnica utilizada por el analista.

- Datos ausentes no prescindibles: no dependen del investigador, por lo que su presencia no puede ser explicada.

En estos casos es necesario analizar la existencia de patrones sistemáticos que puedan haber sesgado los resultados obtenidos.

Para identificar los datos ausentes, es necesario calcular su porcentaje de representatividad por cada variable y cada caso. Una variable que presente una elevada cantidad de estos datos, deberá ser excluida siempre y cuando no tenga una importancia de análisis global.

3.3. ANÁLISIS UNIVARIANTE

Es el estudio de características o cualidades de las variables, el principal objetivo es discriminar a las variables por el grado de significancia considerando un análisis univariante¹¹ entre la variable elegida y el

¹¹ Es decir, realizar un estudio y descripción cada variable para conocer a profundidad lo que significan por separado.

incumplimiento. Además de generar un tramado de cada variable para calcular el peso de la evidencia de cada tramo, así como los estadísticos que determinan si la variable es significativa o no, para que puedan ingresar dentro del análisis multivariante.

A partir de esta parte se requiere apoyo del software Credit Risk for Excel¹² para continuar con el análisis, pues a través de los indicadores¹³ GINI, IV Y KS encontrados, será posible definir las variables que poseen el mayor poder de discriminación.

Etapas del Análisis Univariante:

- a) Realizar un examen gráfico de la naturaleza de las variables y un análisis descriptivo numérico para cuantificar ciertos aspectos gráficos

Esto con la intención de obtener un primer conocimiento de la información que se posee, y así detectar la existencia de posibles errores.

Las variables pueden ser de dos tipos:

- Categóricas, Cualitativas o No Numéricas: no se describen en forma numérica, sino como categorías o atributos. Pueden ser:
 - Ordinales: cuando existe algún orden
 - Nominales: cuando carecen de orden

¹² Herramienta diseñada por la Empresa Scalar Consulting S.R.L Comprende tres archivos con los cuales es posible trabajar a cabalidad una base de datos, entregando como producto una serie de reportes y una tarjeta de puntuación para estimar el riesgo de crédito de toda la población.

¹³ Indicadores estadísticos que señalan si una variable es significativa o no, a continuación se desarrollará mayor información de ellos.

Este tipo de datos se suelen analizar mediante la representación gráfica de histogramas o diagramas de tallos y hojas.

- No categóricas, Cuantitativas o Numéricas: se expresan numéricamente. Pueden ser:
- Discretas: cuando los valores considerados son enteros o de progresión o incremento simétrico
 - Continuas: los valores poseen cifras decimales

Este tipo de datos se suelen representar con diagramas de barras, sectores o líneas.

b) Realizar un examen gráfico de las relaciones entre las variables y un análisis descriptivo para identificar el grado de interrelación entre variables

e) Transformar las variables con poder de discriminación a términos de datos WOE para proseguir con el análisis

Estos datos WOE (Weight Of Evidence), que en español son conocidos como Pesos de Evidencia; representan la calidad bajo la cual el valor de una variable se expresa en función de otro valor único comprendido entre ciertos límites superior e inferior, así permiten calcular el poder de predicción en cada uno de los atributos o variables.

Son una medida de la diferencia de las proporciones de dos casos sujetos a evaluación, que deben considerarse para cada una de las categorías internas de las variables, se definen como el logaritmo del ratio de la proporción de buenos sobre la proporción de malos; para ello se debe

dividir el rango de la variable en tramos y se calcula para cada tramo (T) el WOE, de la siguiente forma:

$$WOE_T = \ln \left(\frac{\frac{N^{\circ} \text{ Malos en } T}{N^{\circ} \text{ Buenos en } T}}{\frac{N^{\circ} \text{ Malos totales}}{N^{\circ} \text{ Buenos totales}}} \right)$$

Se busca que el WOE sea lo más diferente posible entre los tramos, porque indica que la variable discrimina entre buenos y malos; cuanto mayor sea el número de tramos, mayor será el poder de discriminación de la variable, pero el número de tramos no debe ser muy grande, puesto que la tarjeta de puntuación no sería sencillamente interpretable.

Cuando el resultado posee valores negativos, significa que existen mayores proporciones de riesgo, mientras que valores positivos indican bajo riesgo.

d) Transformar los datos WOE en WOE binarios

- i. Por ejemplo, la variable Edad se encuentra representada por tramos y a cada uno de ellos le corresponde un dato WOE

Tramos (en años)	WOE
18 – 25	1,7
25 – 30	0,5
30 – 45	-0,2
45 – Adelante	-3,2

- ii. Considerando del número de tramos, para la conversión a datos WOE binarios se requiere la siguiente ecuación:

$$N^{\circ} \text{ Variables WOE binarias} = N^{\circ} \text{ Tramos} - 1$$

Es importante destacar que la variable Edad es una variable numérica o no categórica, por lo que está representada por tramos. En el caso de una variable no numérica también la anterior ecuación se aplica de la misma manera.

- iii. El siguiente paso consiste en armar la estructura con en número de variables WOE binarias, sin considerar las categorías de WOE que poseen un valor bajo

Nº	<u>DATOS WOE EDAD</u>
1	1,7
2	1,7
3	0,5
4	-3,2
5	-0,2
6	-3,2
...1000	0,5

Suponiendo el caso de que se tuvieran 1000 datos en una muestra, se debe observar cada uno de ellos y generar una codificación binaria para el número de variables WOE binarias generadas para cada uno de los tramos de cada variable.

iv. Transformación de datos WOE

Nº	Edad	Edad	Edad
	18-25	25-30	30-45
1	1	0	0
2	1	0	0
3	0	1	0
4	0	0	0
5	0	0	1
6	0	0	0
...1000	1	0	0

Como se observa, la categoría que correspondía a personas con más de 45 años no fue considerada porque el valor de su WOE era demasiado bajo respecto a los demás.

3.4. ANÁLISIS MULTIVARIANTE

El Análisis multivariante es un método estadístico para analizar simultáneamente conjuntos de datos multivariantes considerando varias variables medidas para cada sujeto estudiado. Su objetivo radica en facilitar el entendimiento de un evento.

Etapas del Análisis Multivariante:

- Realizar la Regresión Logística a partir de los datos obtenidos

Tal como se señaló en el segundo capítulo, la regresión logística es un modelo que trabaja únicamente con dos alternativas posibles y mutuamente excluyentes, el que resulta muy adecuado cuando se trata de calcular la probabilidad de que un sujeto tome una determinada decisión condicionada por ciertas variables explicativas; además al ser un análisis de regresión, también permite identificar las variables más importantes que explican las diferencias entre grupos.

Para esta regresión se anulan dos supuestos:

- i) La variable endógena no depende solamente de las variables independientes

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 x_{1i} + \dots + \beta_n x_{ni} + u_i$$

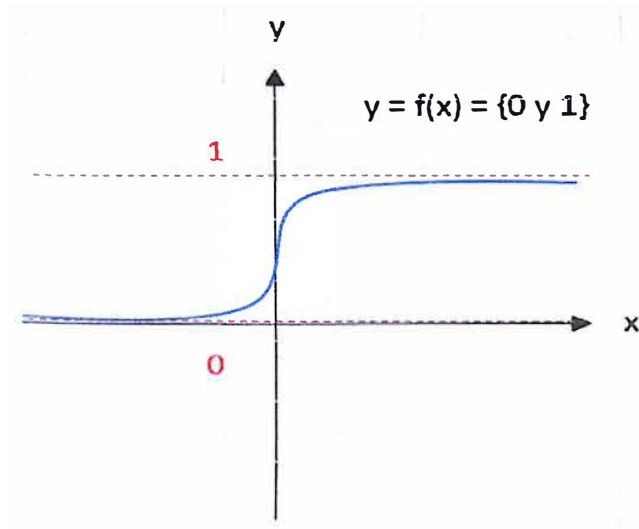
- ii) La probabilidad de que la variable aleatoria tome un valor no depende de las mismas variables independientes

$$P_i = \beta_0 + \beta_1 x_{1i} + \dots + \beta_n x_{ni} + u_i$$

Y se asume que la probabilidad es una función de distribución, asegurándose así que la predicción esté dentro del intervalo (0,1)

$$P_i = f(\beta_0 + \beta_1 x_{1i} + \dots + \beta_n x_{ni} + u_i)$$

Entonces la arquitectura de la regresión logística presenta la siguiente estructura:



Fuente: Elaboración propia

Y se define como:

$$PD = \frac{1}{1 + e^{-(\beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_n x_n)}}$$

- b) Maximizar la función para optimizar los betas, de tal forma que la probabilidad de incumplimiento PO sea similar al Default (variable incumplimiento)

Para ello es necesario partir de la verosimilitud total¹⁴ entendiéndola como:

$$Verosimilitud\ Total = \sum (Default\ i \cdot \ln(PDi) + (1 - Default\ i) \cdot \ln(1 - PDi))$$

Así será posible obtener la derivada de la función de verosimilitud respecto de los betas e igualándola a cero se hallará la máxima similitud entre la Y

¹⁴ La verosimilitud total es la suma de las verosimilitudes individuales, cada una de ellas compara la relación o similitud entre la variable Y real y la variable Y estimada, vale decir en este proyecto, entre la variable incumplimiento y la probabilidad de incumplimiento. Por ende la intención del modelo es maximizar esa similitud haciendo variar los coeficientes o betas del modelo.

real y la Y ajustada, vale decir, entre Default y la Probabilidad de Incumplimiento, de la forma:

$$\frac{\partial VT}{\partial \beta \text{ iniciales}} = 0$$

$$\frac{\partial VT}{\partial \beta_0} = 0$$

$$\frac{\partial VT}{\partial \beta_1} = 0$$

$$\frac{\partial VT}{\partial \beta_n} = 0$$

- e) Identificar estadísticas del modelo para conocer el grado de significancia. Estos estadísticos ayudan a conocer el nivel de significancia tanto de cada una de las variables, como del modelo en general; si bien anteriormente se los mencionó, ahora conviene detallar un poco más sobre ellos:

- i. Gini: estadístico para verificar el poder discriminante de cada una de las variables y del modelo. Está representada por un número entre 0 y 1, en donde 0 corresponde con la perfecta igualdad y donde el valor 1 corresponde a la perfecta desigualdad.

Se describe como:

$$Gini = \left(1 - \frac{2 \sum_{i=2}^n (ni^{\text{evento}} \cdot \sum_{j=1}^{i-1} ni^{\text{no evento}}) + \sum_i (ni^{\text{evento}} \cdot ni^{\text{no evento}})}{N^{\text{evento}} \cdot N^{\text{no evento}}} \right) \cdot 100$$

Evento= casos sucedidos; No evento= casos fallidos

De acuerdo a sus valores se toma una decisión:

Entre 0% - 5%	No usar la variable en el modelo multivariante
Entre 5% - 15%	Poder bajo pero se recomienda usar la variable en el modelo multivariante
Mayor el 15%	Poder razonable se recomienda usar la variable en el modelo multivariante

- II. Information Value (Valor de Información): es un estadístico que ayuda a la determinación de tramos, además de indicar si una variable es significativa o no. Los valores que puede tomar el estadístico IV son no negativos y cero.

Se describe como:

$$\hat{p}_B^{Ti} = \frac{N^a \text{ Op.Buenas en tramo } i}{N^a \text{ Op.Buenas total}} \quad \hat{p}_M^{Ti} = \frac{N^a \text{ Op.Malas en tramo } i}{N^a \text{ Op.Malas total}}$$

De acuerdo a sus valores se toma una decisión:

$IV \leq 0,02$	No predictiva
$0,02 < IV \leq 0,1$	Predictiva débil
$0,1 < IV \leq 0,3$	Predictiva media
$0,3 < IV \leq 0,5$	Predictiva fuerte
$IV > 0,5$	Sobrepredictiva

- iii. Kolmogórov Smirnov: test para determinar la bondad del ajuste que existe entre dos distribuciones de probabilidad, es decir para este proyecto, la diferencia entre la distribución acumulada de buenos y malos. De acuerdo a sus valores se toma una decisión:

$KS \leq 20$	No predictiva
$20 < KS \leq 40$	Predictiva débil
$40 < KS \leq 60$	Predictiva media
$60 < KS \leq 75$	Predictiva fuerte
$KS > 75$	Sobrepredictiva, sospechosa

d) Encontrar el pronóstico de clientes buenos y malos considerando un determinado punto de corte¹⁵, para finalmente poder interpretar los resultados

3.5. DESARROLLO PRÁCTICO DE LA METODOLOGÍA Y RESULTADOS OBTENIDOS

3.5.1. Tratamiento de Datos

VARIABLES CATEGÓRICAS

1. Rotación de Cuentas por Cobrar

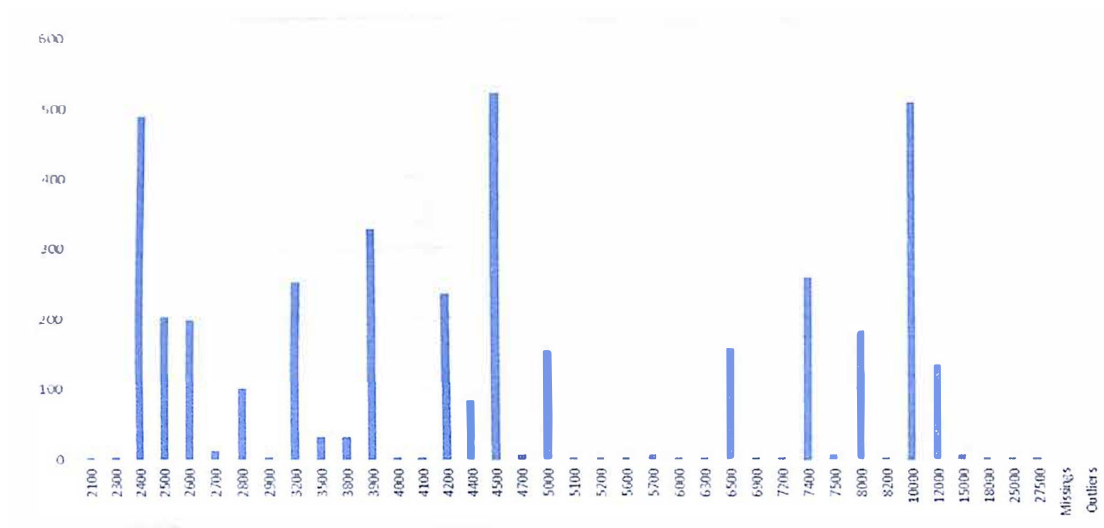
En la base no existen datos perdidos ni outliers. Esta variable se refiere al número de veces que las cuentas por cobrar rotan dentro de un periodo de tiempo y se describe en la siguiente ecuación:

¹⁵

El punto de corte corresponde al valor por debajo del cual un cliente es considerado malo, y por encima bueno. Es un punto (porcentaje) en el que se define que el modelo está realizando una acertada predicción tanto para determinar casos buenos como malos; por ello es importante encontrar un valor adecuado que favorezca a ambos casos simultáneamente.

$$Rot. Ctas \times Cob = \frac{Utilidad Operativa Total}{Ctas \times Cob Promedio}$$

Gráfico N° 1
GRÁFICO DE ROTACIÓN CUENTAS POR COBRAR



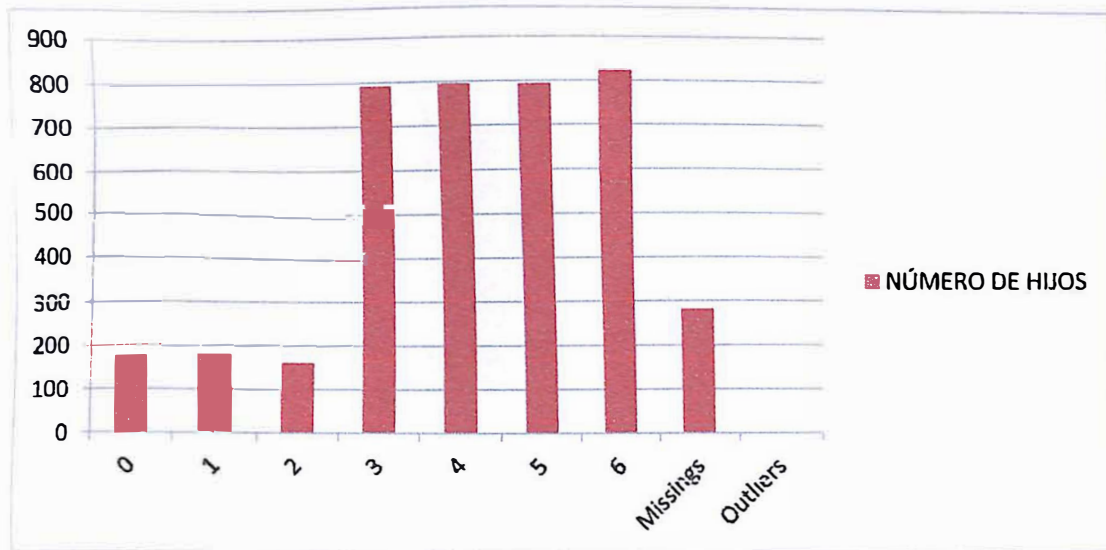
Fuente: Elaboración propia

2. Número de Hijos

La concentración del gráfico revela que la mayoría de los clientes poseen entre 3 a 6 hijos.

Considerando los límites propuestos, no se observan outliers, pero si 281 datos missings que representan un 7,03% de la muestra. Dado que el porcentaje es representativo, también deberá realizarse un tratamiento especial.

Gráfico N° 2
GRÁFICO DE NÚMERO DE HIJOS



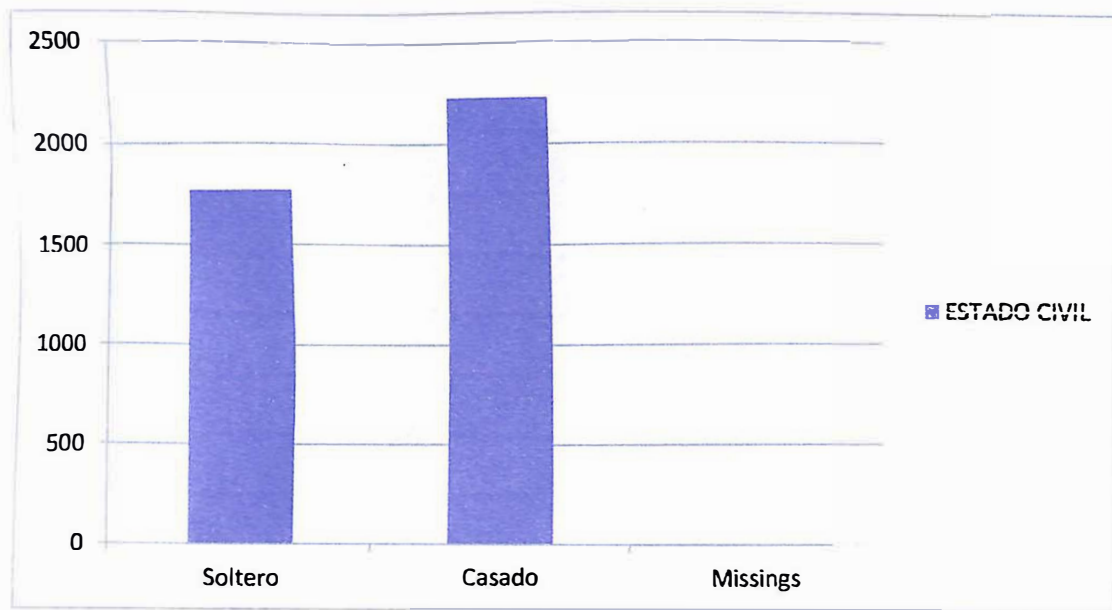
Fuente: Elaboración propia

3. Estado Civil

El gráfico muestra que los clientes que son casados rebasan en un 11,4% a aquellos que son solteros dentro de la muestra.

En este caso no existen datos missings, no podrían existir outliers dado que la variable está expresada en términos de "soltero" y "casado".

Gráfico N° 3
GRÁFICO DE ESTADO CIVIL

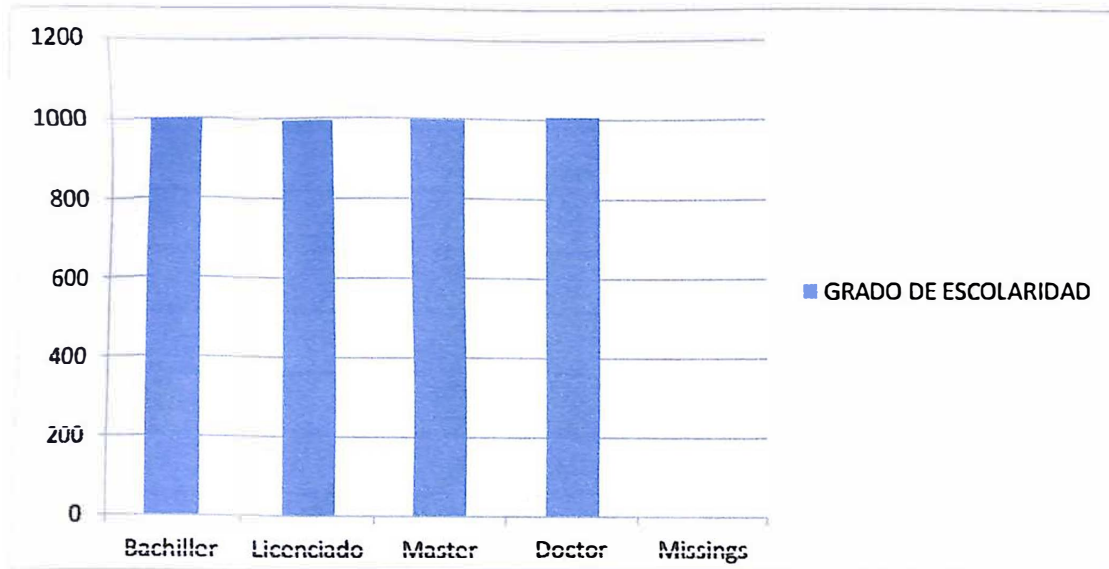


Fuente: Elaboración propia

4. Grado de Escolaridad

La distribución de la variable es bastante simétrica y proporcionada, pues no existe gran diferencia entre los clientes, en primer lugar se encuentran aquellos que poseen un grado de escolaridad de doctor, seguido de bachiller, luego master y finalmente licenciado.

Gráfico N° 4
GRÁFICO DE GRADO DE ESCOLARIDAD



Fuente: Elaboración propia

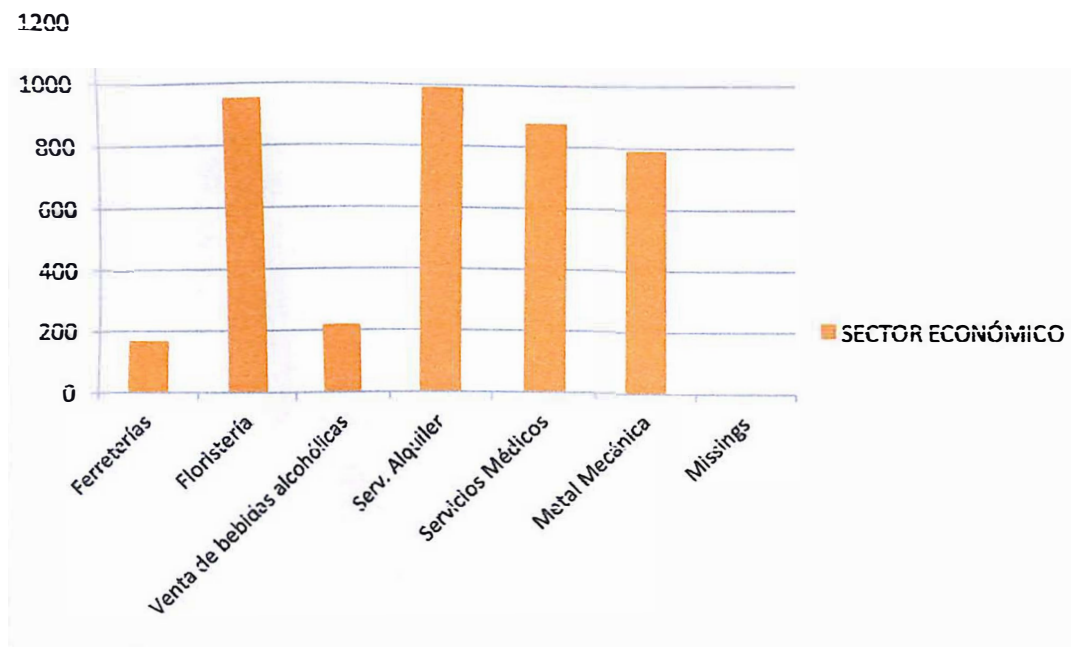
5. Sector Económico

Esta variable se refiere al sector dentro del cual se desenvuelve cada uno de los clientes.

La mayor concentración de los datos está en los sectores de floristería, luego está en servicios de alquiler, servicios médicos y metal mecánica.

Existe un solo valor missing, por lo que posteriormente será eliminado de la base porque no habrá una influencia significativa sobre el análisis.

Gráfico N° 5
GRÁFICO DE SECTOR ECONÓMICO



Fuente: Elaboración propia

6. Urbano Rural

En la base de datos esta variable está expresada en términos de dos dígitos, correspondiendo de la siguiente manera:

1 = Área urbana

2 = Área rural

Dada la concentración del gráfico, es posible apreciar que la mayoría de los clientes pertenecen al área urbana, superando en un 5,6% a aquellos que viven en el área rural. No existen valores missings ni outliers.

Gráfico N° 6
GRÁFICO DE ÁREA URBANA O RURAL



Fuente: Elaboración propia

7. Teléfono

Para el análisis de esta variable, lo que interesa conocer es si el cliente tiene teléfono o no, por lo que está expresada en función de:

1 = Posee teléfono

2 = No posee teléfono

El gráfico señala que de los clientes, el 50,5% posee teléfono propio, el resto no.

luego de analizar la variable no se encontraron datos perdidos tampoco outliers.

Gráfico N° 7
GRÁFICO DE TELÉFONO



Fuente: Elaboración propia

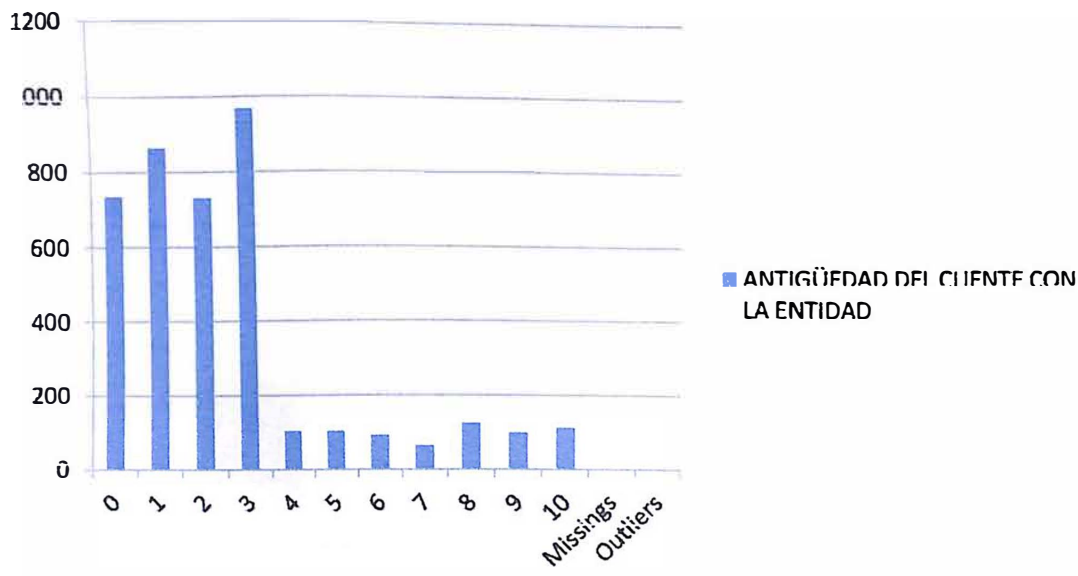
8. Antigüedad del Cliente con la Entidad

Dentro de esta variable, se analiza la cantidad de años que el cliente ha estado vinculado con la entidad financiera.

Es posible observar que gran parte de los clientes no cumple ni un año de relación, mientras que la mayoría ha mantenido relación con la entidad entre uno a tres años.

No existen valores missings ni outliers.

Gráfico N° 8
GRAFICO DE ANTIGÜEDAD DEL CLIENTE CON LA ENTIDAD



Fuente: Elaboración propia

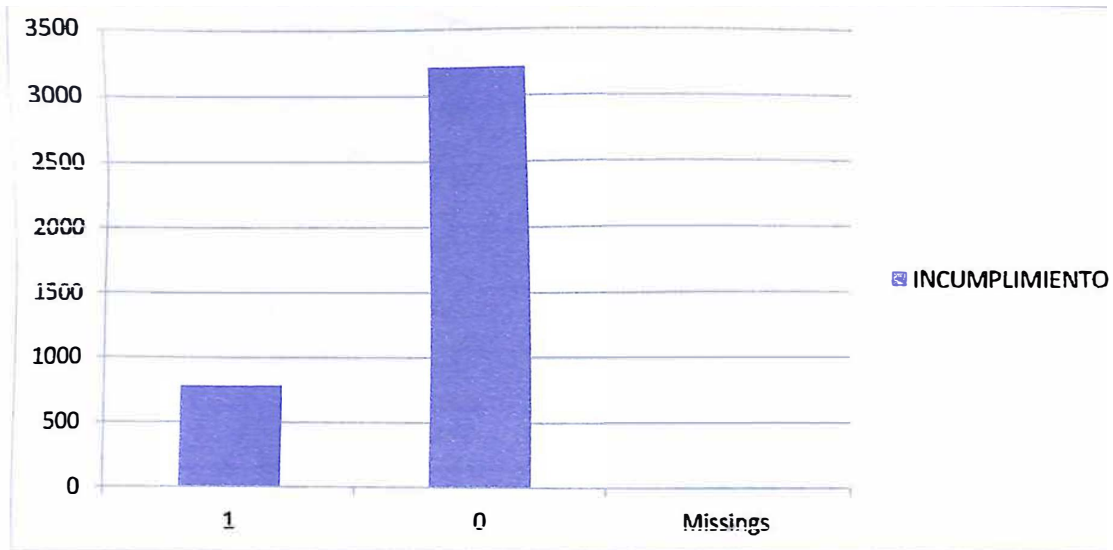
9. Incumplimiento

Un cliente es considerado mal pagador si en su operación tuvo una mora promedio superior a los 15 días en los doce meses siguientes, estos clientes aparecen como 1 en la base; caso contrario aparece como 0, pues tuvieron una mora menor a 15 días en los doce meses siguientes.

De la observación del gráfico se puede concluir que de la muestra el 80,40% de los clientes son buenos pagadores, mientras que el 19,60% no lo son.

No se identificaron valores missings ni outliers.

Gráfico N° 9
GRÁFICO DE INCUMPLIMIENTO



Fuente: Elaboración propia

VARIABLES NO CATEGÓRICAS

1. Edad

Tanto la gráfica lineal como el gráfico de barras demuestran que las edades de los clientes son muy variadas, para poder determinar valores atípicos, se fijaron como límites mínimo y máximo, las edades de 18 y 75 años respectivamente, dado que comprenden el intervalo de edad adecuada para que una persona pueda acceder a un microcrédito.

Se identificaron 8 valores inferiores y superiores a los límites determinados, como no poseen un significativo porcentaje de representatividad serán eliminados de la base. En el Gráfico 10, (1) dichos valores aparecen destacados. No existen datos missings o perdidos.

Gráfico N° 10
GRÁFICO DE EDAD (1)

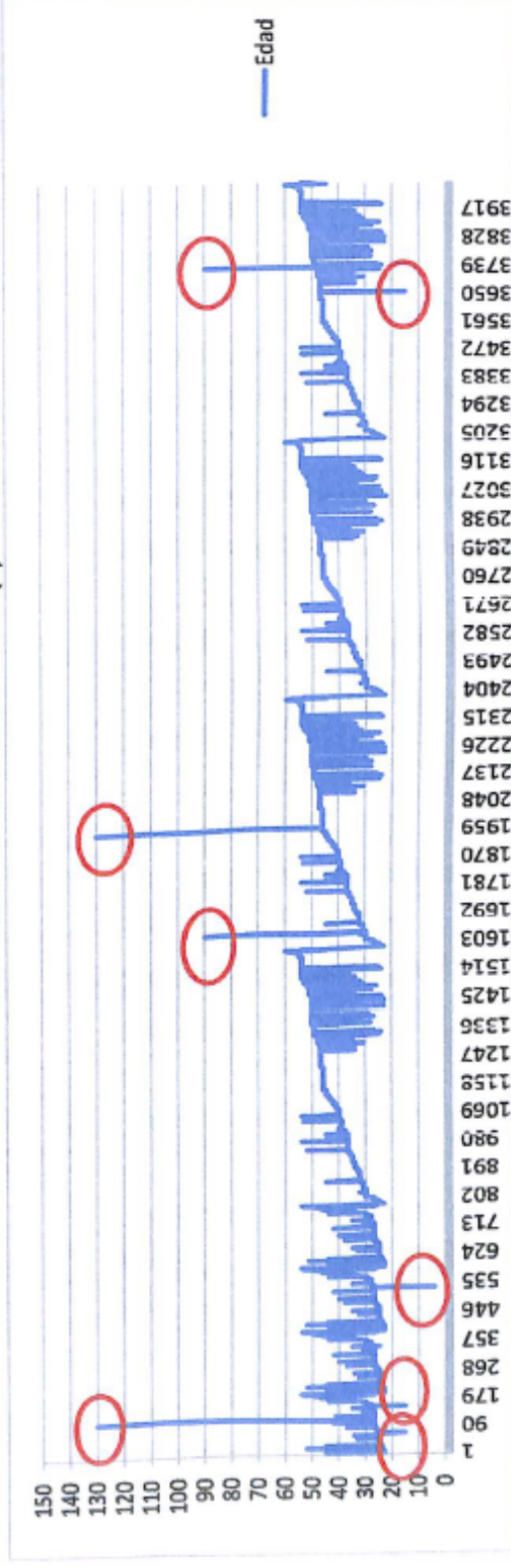
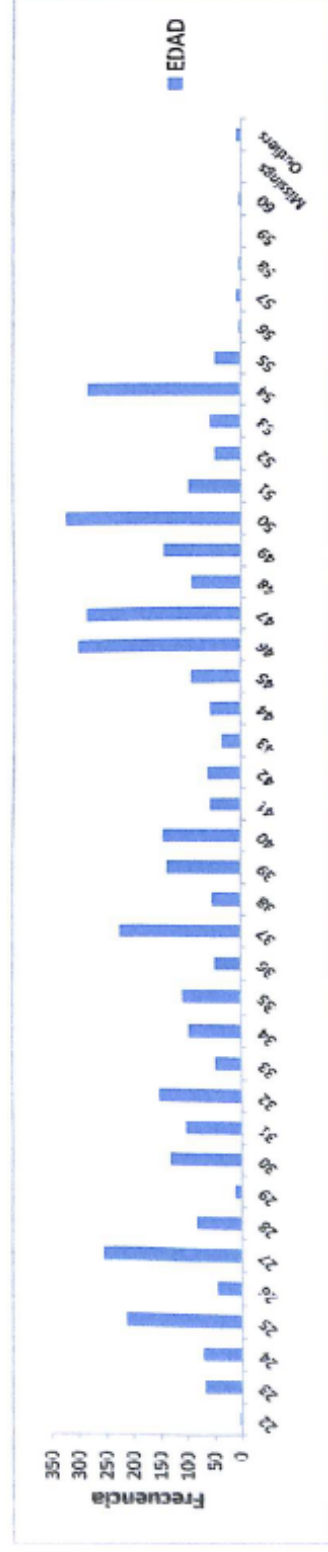


GRÁFICO DE EDAD (2)



Fuente: Elaboración propia

2. Flujo de Caja

El flujo de caja es un excelente indicador para comprender la liquidez que posee un cliente.

Se observa demasiada volatilidad, pues todos los clientes presentan un comportamiento muy diferente.

Al ser tantos valores, el gráfico de línea permite una mejor apreciación de los datos y destacando la presencia de los valores muy atípicos.

En este caso no se identificaron valores atípicos ni perdidos.

3. Salario

En el caso del salario ocurre lo mismo que en el flujo de caja, pues todos los clientes tienen montos de ingresos diferentes y variados.

No se identificaron valores perdidos ni valores por encima o debajo de los límites razonables.

4. Mora Promedio Últimos Doce Meses

Se entiende esta variable como el promedio de los atrasos de pagos que tuvieron los clientes, durante los últimos doce meses respecto de la fecha de corte.

También en el caso de esta variable es posible observar un comportamiento muy volátil y no existen datos perdidos ni atípicos.

Gráfico N° 11
GRÁFICO DE FLUJO DE CAJA (1)

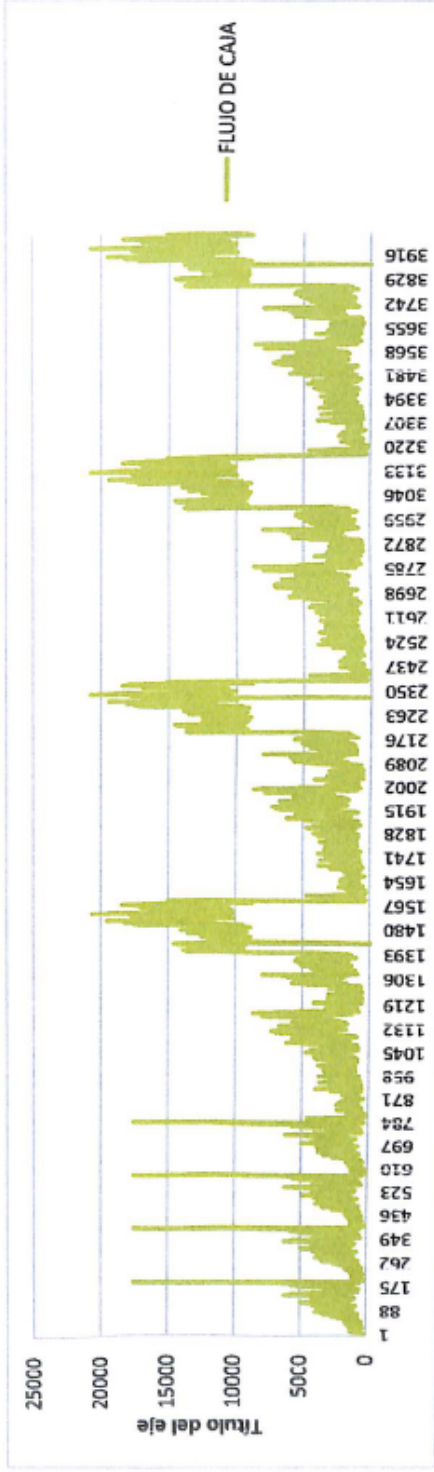
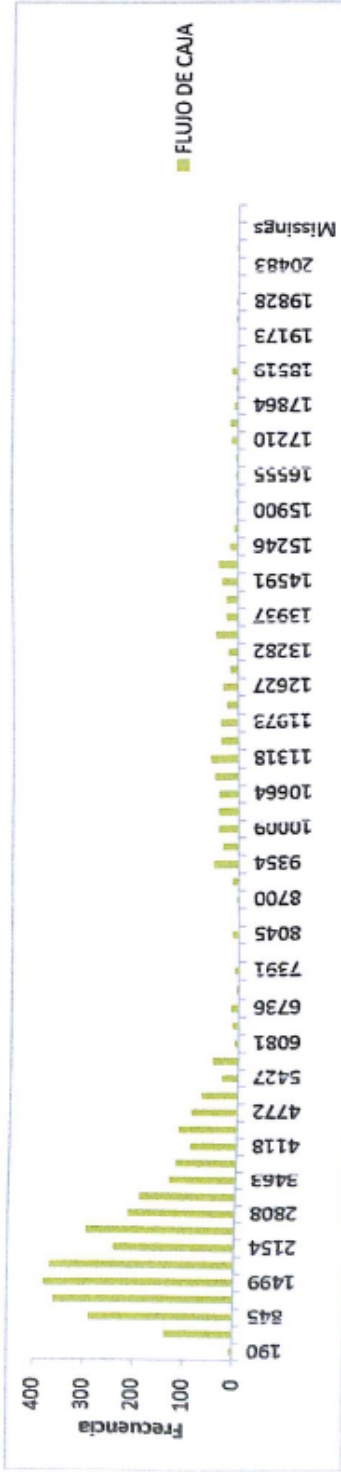


GRÁFICO DE FLUJO DE CAJA (2)



Fuente: Elaboración propia

Gráfico N° 12
GRÁFICO DE SALARIO (1)

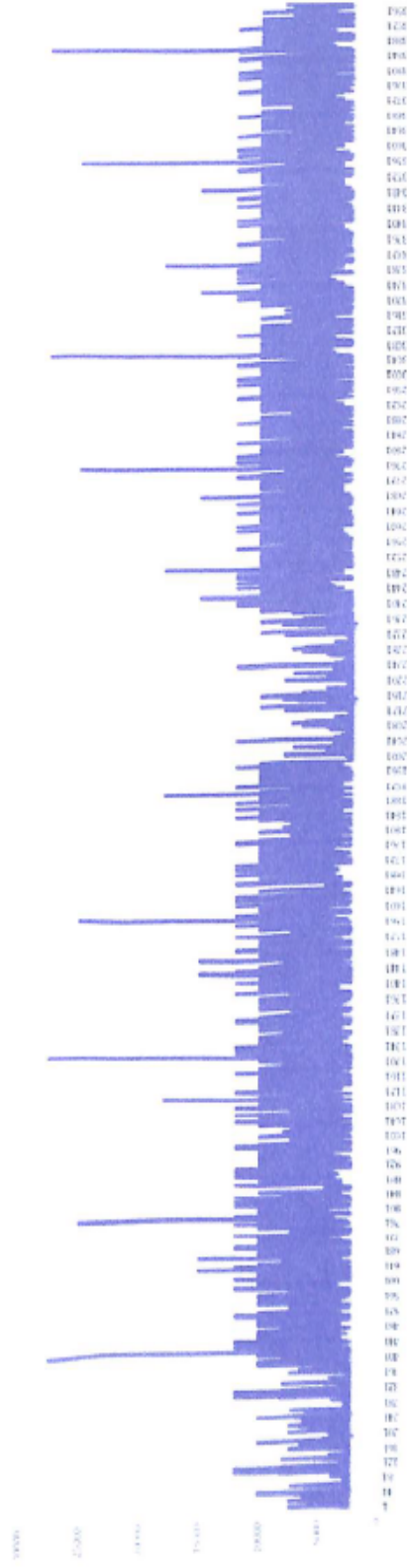


GRÁFICO DE SALARIO (2)



Fuente: Elaboración propia

GRÁFICO MORA PROMEDIO UL. DOCE MESES (1)

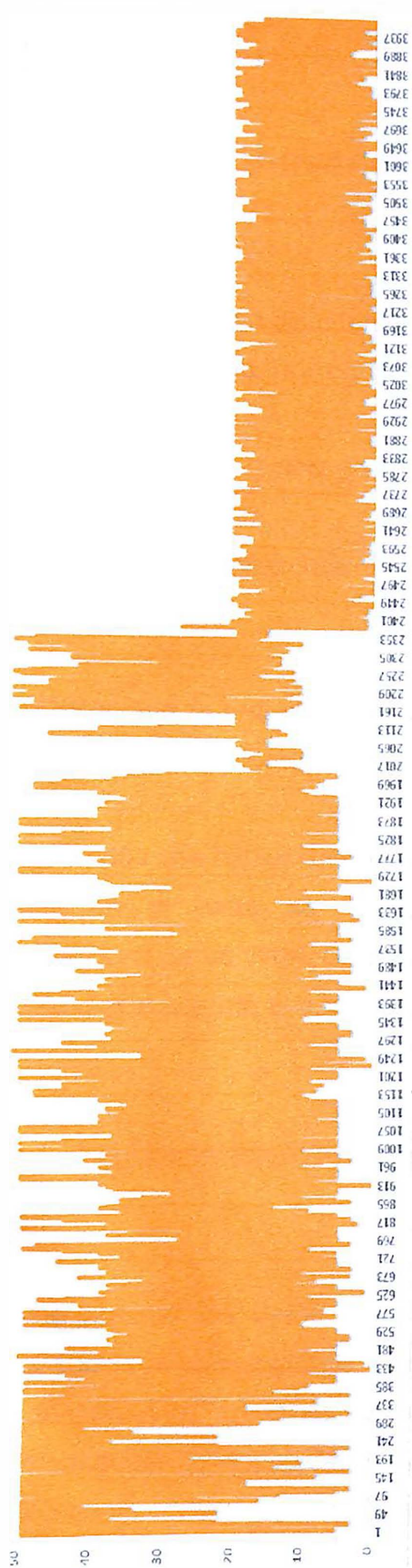
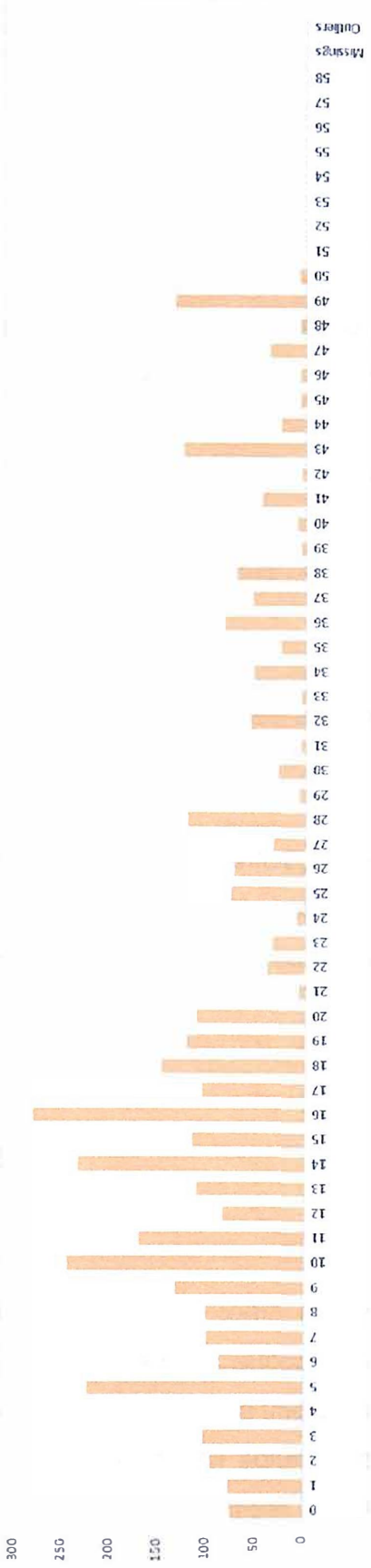


GRÁFICO MORA PROMEDIO UL. DOCE MESES (2)



Fuente: Elaboración propia

3.5.2. Análisis Univariante

Dadas las características de la base de datos, se optó por segmentar la población considerando la variable Tipo de Crédito, por lo que existen dos subpoblaciones:

- a) La primera en función de Microcrédito Individual, la que contiene 1990 casos observados
- b) La segunda corresponde a Crédito Hipotecario de Vivienda que contiene 1994 casos.

Vale destacar que la reducción del número de casos se debe a la depuración realizada con el Tratamiento de Datos.

Estos resultados que corresponden a la obtención de datos WOE, se encuentran expuestos en la parte de Anexos, mientras que los resultados de la transformación a datos WOE Binarios, debido a su extensión, se encuentran en el material digital adjunto al proyecto.

3.5.3. Análisis Multivariante

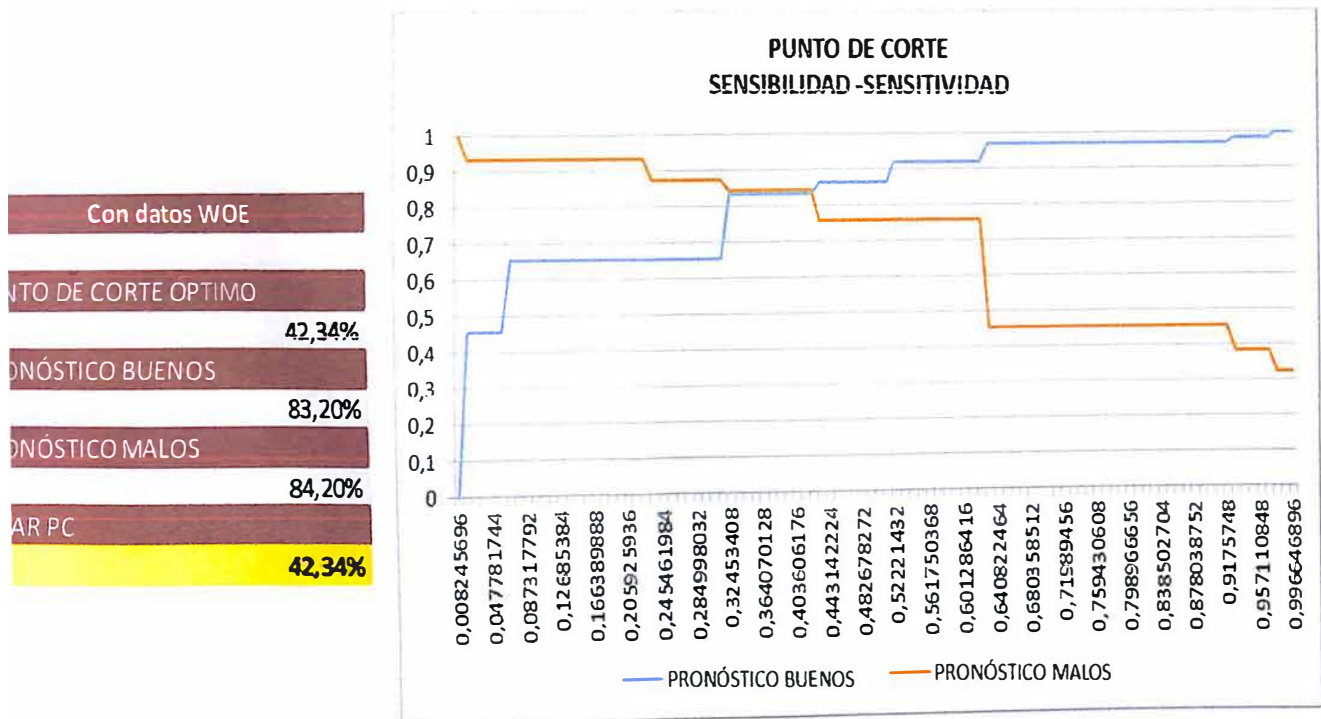
Luego de obtener los datos WOE, tanto los simples como los binarios, se desarrolló la regresión logística con los datos de ambas subpoblaciones. Así mismo se calculó la Probabilidad de Incumplimiento para cada uno de los clientes (esta información se encuentra sólo en el material digital adjunto debido a la extensión de su contenido). A partir de ello fue posible encontrar los pronósticos en cierto punto de corte. A continuación se muestran los resultados:

Tabla N° 18
LOGIT – DATOS WOE
SUBPOBLACIÓN MICROCRÉDITO INDIVIDUAL

Con datos WOE				
3ra ESTIMACIÓN	CONSTANTE	Salario	Edad	NoHijos
Coefficiente	-0,52944789	0,85339218	1,2662778	0,83973794
Error Standard	1,47386887	0,30024041	0,49443061	0,3259709
t-estadístico	-0,3592232	2,84236281	2,56108294	2,5761132
p-value	0,71942812	0,00447805	0,01043464	0,00999179

Fuente: Resultados software Credit Risk for Excel

Gráfico N° 14
GRÁFICO PUNTO DE CORTE – DATOS WOE
SUBPOBLACIÓN MICROCRÉDITO INDIVIDUAL



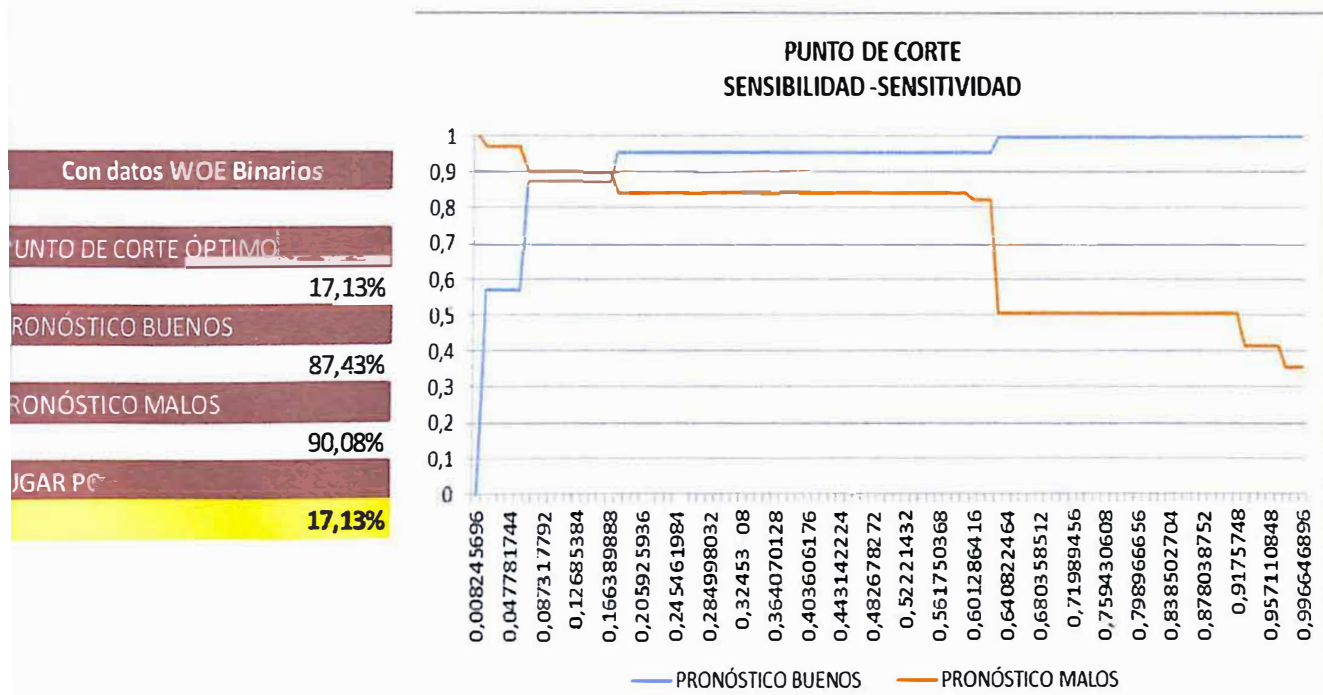
Fuente: Resultados software Credit Risk for Excel

Tabla N° 19
LOGIT – DATOS WOE BINARIOS
SUBPOBLACIÓN MICROCRÉDITO INDIVIDUAL

Con datos WOE Binarios				
		Salario	Estado Civil	NoHijos
5ta ESTIMACIÓN	CONSTANTE	2100 - 3200	Soltero	MISSING TRA
Coeficiente	-4,78978402	3,23438125	2,05215698	5,19775576
Error Standard	0,23458596	0,20322235	0,21293651	0,42908826
t-estadístico	-20,4180339	15,9154802	9,63741245	12,1134887
p-value	0	0	0	0

Fuente: Resultados software Credit Risk for Excel

Gráfico N° 15
GRÁFICO PUNTO DE CORTE – DATOS WOE BINARIOS
SUBPOBLACIÓN MICROCRÉDITO INDIVIDUAL



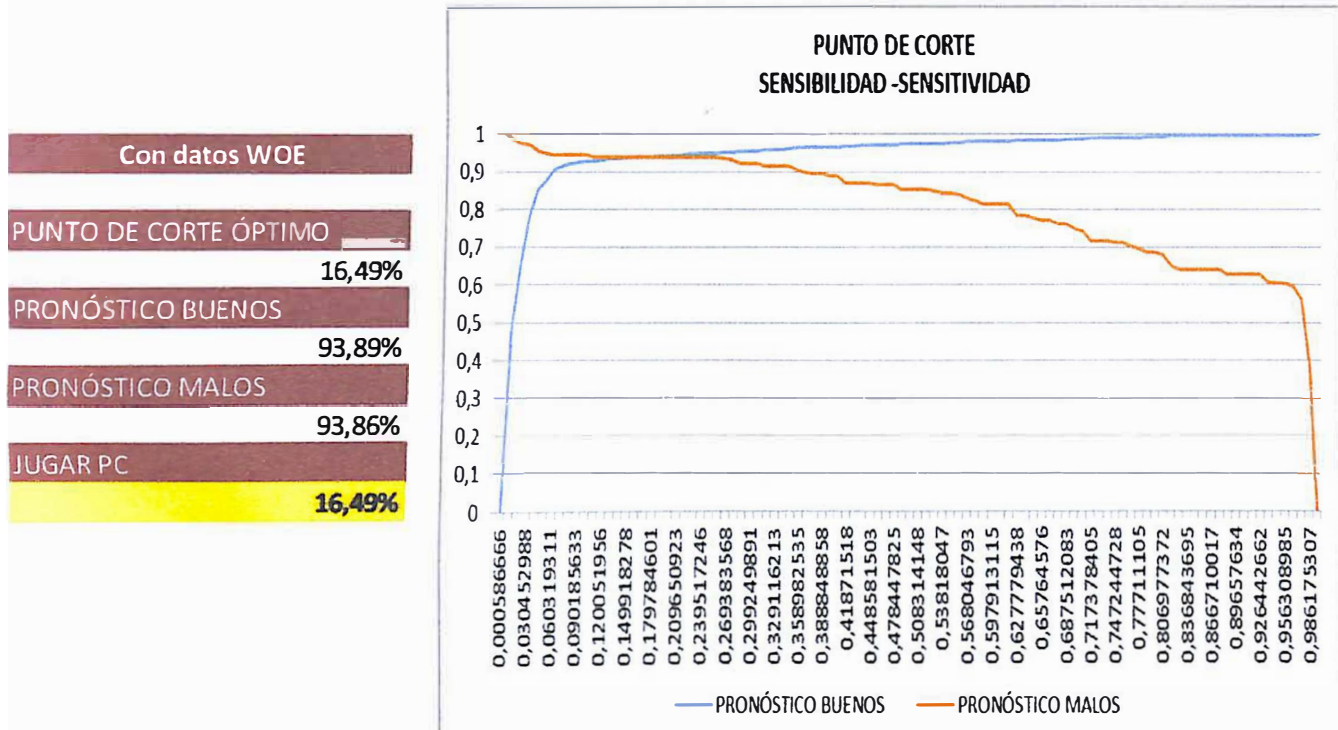
Fuente: Resultados software Credit Risk for Excel

Tabla N° 20
LOGIT – DATOS WOE
SUBPOBLACIÓN HIPOTECARIO DE VIVIENDA

Con datos WOE							
2da ESTIMACIÓN	CONSTANTE	Rotación de CxC	Mora Promedio últimos 12 meses	Salario	Sector Economico	Flujo de Caja	Edad
Coefficiente	-1,552995796	0,745425212	0,209721221	0,23671006	0,291398216	0,404494686	0,76760404
Error Standard	0,152214295	0,070578777	0,076636383	0,09112923	0,086341768	0,128845342	0,06891078
t-estadístico	-10,20269346	10,56160567	2,736575136	2,5975208	3,374939197	3,139381531	11,1390999
p-value	0	0	0,006208242	0,00938994	0,00073832	0,001693049	0

Fuente: Resultados software Credit Risk for Excel

Gráfico N° 16
GRÁFICO PUNTO DE CORTE – DATOS WOE
SUBPOBLACIÓN HIPOTECARIO DE VIVIENDA



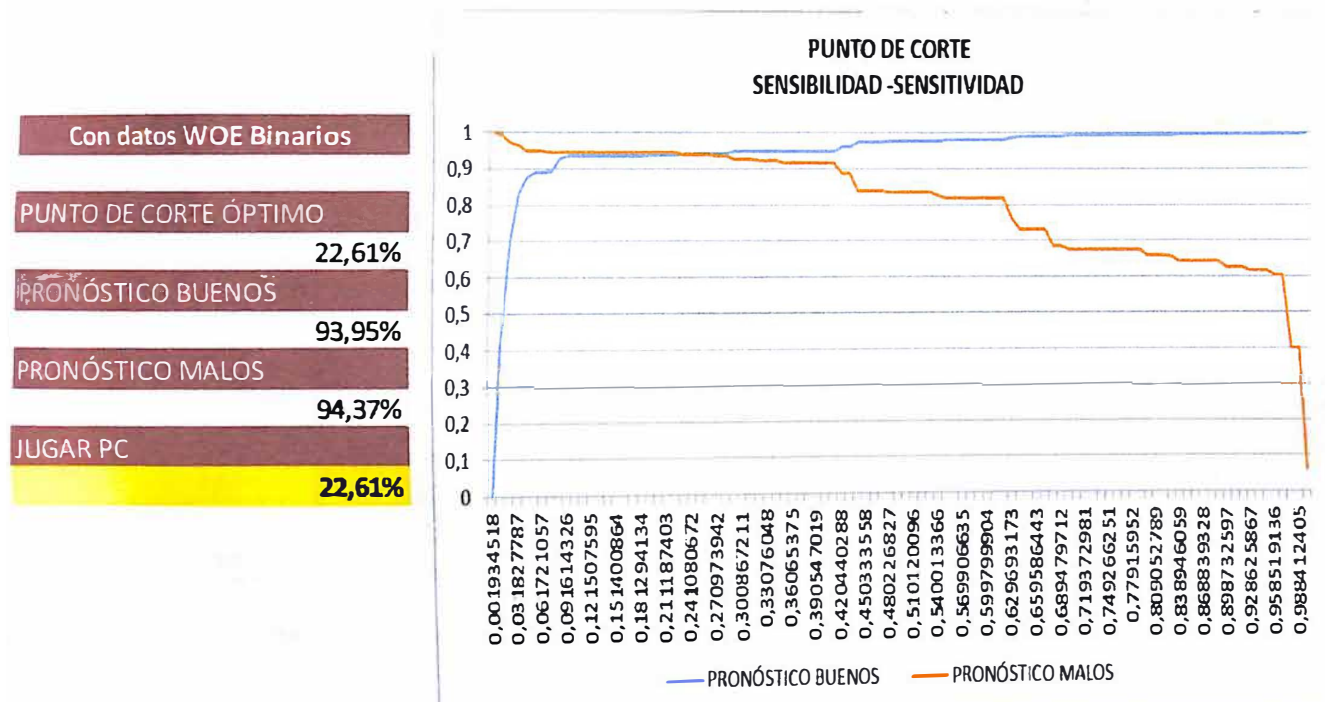
Fuente: Resultados software Credit Risk for Excel

Tabla N° 21
LOGIT – DATOS WOE BINARIOS
SUBPOBLACIÓN HIPOTECARIO DE VIVIENDA

Con datos WOE Binarios									
ESTIMACION	CONSTANTE	Sector Economico	Rotación de CxC	Edad	Mora Prom últi 12 meses	Flujo de Caja	Flujo de Caja	Mora Prom últi 12 meses	Edad
		Venta de bebidas alcohólicas	4 - 5 - 6 - 7 - 8 - 9 - 10	22 - 30	20 - 50	1 - 820	820 - 1514	14 - 20	34 - 46
eficiente	-6,245960719	1,659009685	4,022346373	3,95137346	1,964909004	0,819480638	1,07007093	1,359994044	0,77919871
or Standard	0,481374337	0,480144377	0,287724229	0,30376296	0,435233281	0,326128263	0,27369953	0,507242555	0,30260938
estadístico	-12,97526736	3,455230896	13,97986673	13,0080821	4,514611105	2,512755662	3,90965572	2,681151315	2,57493242
alue	0	0,000549822	0	0	6,34331E-06	0,011979227	9,2428E-05	0,007336933	0,01002597

Fuente: Resultados software Credit Risk for Excel

Gráfico N° 17
GRÁFICO PUNTO DE CORTE – DATOS WOE BINARIOS
SUBPOBLACIÓN HIPOTECARIO DE VIVIENDA



Fuente: Resultados software Credit Risk for Excel

A trav°s de los estadísticos mencionados previamente fue posible medir el nivel de significancia del modelo y efectivamente se identificaron significativas mejoras en el poder de predicción para ambos nichos, a continuación se muestra un resumen de los resultados (la descripción completa se encuentra en el material adjunto):

Tabla N° 22
RESULTADOS SCORECARD SUBPOBLACIÓN MICROCRÉDITO
INDIVIDUAL

Con datos WOE			Con datos WOE Binarios		
ESTADISTICO	VALOR	BAREMO	ESTADISTICO	VALOR	BAREMO
IV	228,71%	MUY PREDICTIVA	IV	417,92%	MUY PREDICTIVA
KS	67,18%	MUY BUENO	KS	79,34%	SOSPECHOSO
GINI	65,08%	PODER RAZONABLE	GINI	85,78%	PODER RAZONABLE

Fuente: Resultados software Credit Risk for Excel

Tabla N° 23
RESULTADOS SCORECARD SUBPOBLACIÓN HIPOTECARIO DE
VIVIENDA

Con datos WOE			Con datos WOE Binarios		
ESTADISTICO	VALOR	BAREMO	ESTADISTICO	VALOR	BAREMO
IV	358,62%	MUY PREDICTIVA	IV	653,41%	MUY PREDICTIVA
KS	74,11%	MUY BUENO	KS	84,50%	SOSPECHOSO
GINI	75,50%	PODER RAZONABLE	GINI	93,71%	PODER RAZONABLE

Fuente: Resultados software Credit Risk for Excel

CAPÍTULO IV

4. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

4.1. CONCLUSIONES GENERALES DEL TRABAJO

- ✚ Al analizar el flujograma que rige la metodología de medición empleada por la empresa, se observó la existencia de un modelo de cuantificación que contempla la conversión de los datos en términos de datos WOE a partir de esta fase fue donde comenzó a desarrollarse la investigación de una metodología complementaria que posteriormente coadyuve en el cálculo de las probabilidades de incumplimiento.
- ✚ La metodología alterna empleada consistió en la utilización de datos WOE transformados en términos de datos binarios, los cuales mejoraron la predicción y otorgaron beneficios para el modelador, pues la interpretación del modelo logit dada por la función logística es de fácil lectura, debido a que las variables se presentan como variables dicotómicas que indican si el cliente pertenece o no al tramo o categoría; en cambio en el modelo que no tiene los datos expresados en términos binarios el modelador debe decodificar los datos WOE a términos de datos para entender el tramo o categoría con la que se está trabajando o en su defecto consultar a la tabla univariante.
- ✚ Se realizaron los cálculos de las probabilidades de incumplimiento para cada tramo de cada una de las variables que resultaron significativas durante la fase del análisis multivariante (los resultados pueden ser

observados en el Resumen del Modelo, el que se encuentra en el material digital adjunto); estos cálculos se realizaron para posteriormente hacer el análisis de sensibilidad y sensibilidad, donde se consideró un punto de corte para que a partir del cual fuera posible realizar un pronóstico de clientes buenos y malos.

- ✦ La medición del Riesgo de Crédito fue optimizada, dado que en la tarjeta de puntuación se pueden observar mejoras significativas en el poder de discriminación del modelo empleado para cada nicho segmentado, vale decir para el Microcrédito y para el tipo de crédito Hipotecario de Vivienda dichas mejoras en el poder de predicción se ven reflejadas a través de los tres indicadores utilizados.

Para la primera subpoblación (Microcrédito) se tienen los siguientes resultados:

- IV indica una mejora del 82,73% aproximadamente
- KS indica una mejora del 18,10% aproximadamente
- GINI indica una mejora del 31,81% aproximadamente

Mientras que para la segunda subpoblación (Crédito Hipotecario de Vivienda) se tiene:

- IV indica una mejora del 82,20% aproximadamente
- KS indica una mejora del 14,02% aproximadamente
- GINI indica una mejora del 24,12% aproximadamente

Vale decir que la segmentación de la población está en función de la variable Tipo de Crédito porque ambas subpoblaciones no corresponden

a modelos iguales, pues poseen definiciones de incumplimiento establecidas bajo criterios diferentes, el Microcrédito considera un incumplimiento a los 30 días mora, mientras que Hipotecario lo hace a 90 días mora.

- ✚ Con este trabajo de investigación se agrega valor para la empresa y para cualquier entidad microfinanciera, pues además de brindar un modelo confiable para cuantificar la probabilidad de incurrir en riesgo de crédito; con el apoyo del software es posible identificar algunas características comunes de los clientes que se convierten en indicadores de comportamiento de incumplimiento, dando así la oportunidad de promover cambios estratégicos, modificar políticas, etc.

4.2. RECOMENDACIONES PARA EL ÉXITO DE LA APLICACIÓN DEL PRESENTE TRABAJO

Para que el presente proyecto de investigación tenga éxito en su aplicación se recomienda lo siguiente:

- a) Este proyecto brinda una herramienta que consiste en un modelo estadístico mejorado; para que la etapa de aplicación sea exitosa se requiere el desarrollo una estrategia comercial para dar a conocer la existencia del modelo y que forma parte de las consultorías de Scalar Consulting.
- b) Se requiere que la base de datos tenga la menor cantidad de datos erróneos, si bien es necesario realizar el respectivo tratamiento de los

datos atípicos u outliers, hacer una primera depuración, en la que se garantiza que información relevante no está siendo eliminada, puede agilizar el análisis.

e) Cuando se trabaja las variables dentro del análisis univariante, es importante mantener un criterio de ordenamiento de datos WOE dentro de cada uno de los tramos, de manera que la optimización de los mismos promueva mejores resultados a nivel de significancia.

d) El software Credit Risk for Excel da la opción de modificar el punto de corte al cual se considerará la predicción de clientes buenos y malos, cuando se aplique la herramienta para trabajar con los datos de alguna entidad, el modelador debe establecer un número que refleje las políticas de dicha entidad además de emitir un criterio particular basado en su experiencia.

4.3. RECOMENDACIONES PARA FUTURAS INVESTIGACIONES

Las futuras investigaciones que se realicen, podrían continuar con el curso de exploración, pues si bien este proyecto concluye en la obtención de un Scorecard o tarjeta de puntuación, resulta factible profundizar conocimientos para desarrollar un modelo cada vez más completo de medición de riesgo de crédito.

Existe una serie de metodologías y modelos matemáticos que pueden considerarse para generar una medición más eficiente, como sugerencia se hace hincapié particularmente en:

- ✓ Esta primera metodología corresponde a la PD Through the cycle, es la medición de la capacidad crediticia en un horizonte temporal considerando los ciclos normales en la economía. Para ello se deben estimar las probabilidades de incumplimiento a un año a partir de datos del mercado y la tendencia de las probabilidades calculadas para el largo plazo.
- ✓ Otra metodología es la PD Point in Time, consiste en evaluar la calidad crediticia en un horizonte de tiempo de casi un año, vale decir, realizar estimaciones de la probabilidad de incumplimiento en el corto plazo.
- ✓ También se recomienda aplicar redes neuronales artificiales al modelo multivariante para efectos comparativos con el modelo Logit.

CAPÍTULO V

5.PROPUESTA

La propuesta consiste en optimizar la medición del riesgo de crédito, para ello es necesario trabajar sobre el modelo estadístico que la empresa Scalar Consulting ha desarrollado previamente. Para que el objetivo del presente proyecto pueda ser cumplido, es necesario trabajar con un modelo de regresión logística y además incluir en el análisis la participación de datos WOE y WOE Binarios.

Con el desarrollo de este trabajo fue posible observar que en efecto la metodología propuesta aportó mayores beneficios a nivel de poder predictivo y facilidad de interpretación de resultados, esto gracias a la característica de dicotomía que las variables poseen.

A continuación se muestra un resumen de los resultados obtenidos:

Subpoblaciones	Con datos WOE			Con datos WOE Binarios			Tasa de Crecimiento
	ESTADISTICO	VALOR	BAREMO	ESTADISTICO	VALOR	BAREMO	
Microcrédito	IV	228,71%	MUY PREDICTIVA	IV	417,92%	MUY PREDICTIVA	82,73%
	KS	67,18%	MUY BUENO	KS	79,34%	SOSPECHOSO	18,10%
	GINI	65,08%	PODER RAZONABLE	GINI	85,78%	PODER RAZONABLE	31,81%
	Con datos WOE			Con datos WOE Binarios			
	ESTADISTICO	VALOR	BAREMO	ESTADISTICO	VALOR	BAREMO	
Hipotecario de Vivienda	IV	358,62%	MUY PREDICTIVA	IV	653,41%	MUY PREDICTIVA	82,20%
	KS	74,11%	MUY BUENO	KS	84,50%	SOSPECHOSO	14,02%
	GINI	75,50%	PODER RAZONABLE	GINI	93,71%	PODER RAZONABLE	24,12%

CAPÍTULO VI

6.MARCO LÓGICO

INTERVENCIÓN	INDICADOR	MEDIO DE VERIFICACIÓN	SUPUESTOS
FIN ULTERIOR Agregar valor para la empresa a través de una mejora del modelo de predicción de riesgo crediticio.	Scorecard o tarjeta de puntuación del modelo	Mejora en la toma de decisión de otorgamiento de créditos y seguimiento de clientes.	La tarjeta de puntuación inicial debe contener valores inferiores a la tarjeta final, considerando el mismo punto de corte.
PROPÓSITO Optimizar la medición de riesgo de crédito, mediante el cálculo de probabilidades de incumplimiento, aplicando modelos estadísticos paramétricos.	Análisis de sensibilidad y sensibilidad del modelo.	Medición de la eficiencia de discriminación de buenos y malos clientes.	Se debe elegir el mejor modelo que reúna las características necesarias para cuantificar la exposición al riesgo que posee una entidad.
PRODUCTO Desarrollo de un modelo para optimizar la medición del riesgo de crédito para predecir el incumplimiento en los pagos de microcréditos.	Cálculo de datos WOE y WOE binarios.	Identificación de tramos con mayor peso de la evidencia de malos para poseer variables que discriminen adecuadamente entre buenos y malos clientes.	Se debe contar con herramientas que contribuyan al logro del objeto de análisis del proyecto.
MACROACTIVIDADES 1. Analizar el modelo actual de la empresa en relación a la	1. Cálculo de indicadores GINI, KS e IV del modelo actual de la empresa.	1. Identificación de los niveles de predicción del modelo actual.	1. La empresa debe contar con un modelo previo para

medición del riesgo de crédito.	2. Investigación y análisis de las metodologías alternas.	2. Identificación de metodologías de medición de riesgo de crédito (datos WOE y WOE binarios).	cuantificar el riesgo de crédito.
2. Identificar si existen metodologías complementarias que ayuden a mejorar la predicción de los resultados de los modelos de riesgo de crédito en la empresa.	3. Cálculo de las Probabilidades de Incumplimiento.		2. Existe una serie de metodologías que se enfocan en la predicción de incumplimiento.
3. Realizar cálculos de probabilidades de incumplimiento incorporando la metodología complementaria al modelo.	4. Cálculo de indicadores GINI, KS e IV del modelo propuesto y en comparación con el modelo anterior.	3. Obtención de los resultados de predicción expresados en términos de pérdidas.	3. Debe existir una herramienta que reúna las condiciones necesarias para desarrollar un modelo de predicción y la metodología alterna elegida.
4. Medir la mejora en la predicción con el modelo a proponer.		4. Identificación del modelo propuesto; comparación con el modelo anterior.	4. La mejora debe poder ser evaluada, medida y expresada cuantitativamente.

MICROACTIVIDADES

1. Investigar el modelo actual que tiene la empresa para medir el riesgo crediticio.
2. Investigar sobre las metodologías que permiten una mejor predicción de resultados para el modelo de la empresa.
3. Aplicar las metodologías complementarias al modelo inicial de la empresa.
4. Analizar los principales indicadores para poder observar las mejoras en la predicción.

CAPÍTULO VII

7. REFERENCIAS

7.1. BIBLIOGRAFÍA Y WEBGRAFÍA

AUTORIDAD DE SUPERVISIÓN DEL SISTEMA FINANCIERO, (ASFI). *Entidades Supervisadas con Licencia de Funcionamiento*. Información Actualizada al 30 de abril de 2013 (28 de mayo de 2013, 09:10 a.m.). Disponible:

<https://www.asfi.gob.bo/Portals/0/Documentos/Ambito%20de%20Regulacion%20imagenes/documentos%202013/ENTIDADES%20REGULADAS%20al%2030.04.2013.pdf>

BALDIVIA URDININEA, José. *Las Microfinanzas: Un mundo de pequeños que se agrandan* (en línea). Cooperación Técnica Alemana (GTZ). Texinfo ed. 1. La Paz, Bolivia: Edobol, Agosto de 2004 (30 de mayo de 2013, 09:04 a.m.). Disponible en web: <http://www.iadb.org/intal/intalcdi/pe/2009/02436.pdf>

DABÓS Marcelo. *redit Scoring*. (15 de enero de 2014, 06:00 a.m.). Disponible en web: http://mba.americaeconomia.com/system/files/credit_scoring.pdf

EDUCACIÓN FINANCIERA EN LA RED, (EDUFINET). *Concepto de tema Financiero*. (28 de mayo de 2013, 09:10 a.m.). Disponible en web: http://www.edufinet.com/index.php?option=com_content&task=view&id=298&Itemid=83

FIGUERAS Salvador, GARGALLO P. Análisis Exploratorio de Datos. (8 de enero de 2014, 17:50 p.m.). Disponible en web: <http://ciberconta.unizar.es/leccion./aed/ead.pdf>

GALIO M. Gustavo. Sistema de Scoring para Aprobación de Crédito. (15 de enero de 2014, 06:00 a.m.). Disponible en web: <http://www.dspace.espol.edu.ec/bitstream/123456789/1253/1/2383.pdf>

GONZÁLES VEGA, Claudia; VILLAFANI IBARNEGARAY, Marcelo. Las Microfinanzas en el Desarrollo del Sistema Financiero de Bolivia (en línea). Universidad del Estado de Ohio. Texinfo ed. 1. La Paz, Bolivia: Proyecto Premier. Agosto de 2008 (22 de febrero de 2013). Disponible en web: <http://www.grupochoarvi.org/php/doc/documentos/LasMicrofinanzasenelDesarrollo.pdf>

MINISTERIO DE ECONOMÍA Y FINANZAS PÚBLICAS. Ley N° 393, Ley de Servicios Financieros. (19 de abril de 2014, 04:10 a.m.) Disponible en Web: <http://comunicacion.presidencia.gob.bo/docprensa/pdf/20130821-11-44-19.pdf>

MINISTERIO DE ECONOMÍA Y FINANZAS PÚBLICAS. Ley N° 1448, Ley de Bancos y Entidades Financieras. (13 de septiembre de 2013, 08:38 a.m.) Disponible: http://medios.economiayfinanzas.gob.bo/NPSF/documentos/Normas/DGSF/Ley_1488.pdf

PÉREZ, César. Técnicas Estadísticas con SPSS. 1ª ed. Madrid: Prentice Hall, 2001, 592 p. ISBN: 84-205-3167-7.

SEYNABOU SAKHO, Yaye. Cómo ser más Formal y Productivo, Políticas para Fortalecer las Empresas. Banco Interamericano de Desarrollo. Texinfo ed.1. La Paz, Bolivia. Junio de 2007.

SUPERINTENDENCIA DE BANCOS Y ENTIDADES FINANCIERAS DE BOLIVIA, SBEF. Glosario de Términos de los acuerdos de Capital de Basilea I y 11. Texinfo ed. 1. La Paz, Bolivia: Guiat S.R.L. Septiembre de 2005. 248p.

SUPERINTENDENCIA DE BANCOS Y ENTIDADES FINANCIERAS DE BOLIVIA (SBEF) y FUNDACIÓN PARA EL DESARROLLO PRODUCTIVO Y FINANCIERO (PROFIN). Guía para la Gestión de Riesgos. Texinfo ed.1. La Paz, Bolivia. Julio de 2008. 185 p. ISBN: 978-99905-853-1-5

TRIGO MARTÍNES, Eduardo. "Análisis y Medición del Riesgo de Crédito en Carteras de Activos Financieros Ilíquidos emitidos por Empresas". Universidad de Málaga, España, 2009.

7.2. ANEXOS

VARIABLES CATEGÓRICAS

Tabla N° 1

ROTACIÓN CUENTAS POR COBRAR

ROTACIÓN DE CUENTAS POR COBRAR

Mínimo aceptable de la serie	2100
Máximo aceptable de la serie	27500
Lim Min razonable	1000
Lim Max razonable	30000

<i>Categoría</i>	<i>Conteo</i>
2100	3
2300	4
2400	489
2500	202
2600	198
2700	12
2800	100
2900	4
3200	253
3500	32
3800	32
3900	329
4000	4
4100	4
4200	236
4400	84
4500	519
4700	8
5000	155
5100	4
5200	4
5600	4
5700	8
6000	4
6300	4

6500	159
6900	4
7200	4
7400	260
7500	8
8000	184
8200	4
10000	509
12000	136
15000	8
18000	4
25000	4
27500	4
Missings	0
Outliers	0

Fuente: Elaboración propia

Tabla N° 2

NÚMERO DE HIJOS

NÚMERO DE HIJOS

Mínimo aceptable de la serie	0
Máximo aceptable de la serie	6
Lim Min razonable	0
Lim Max razonable	10

<i>Categoría</i>	<i>Conteo</i>
0	176
1	180
2	161
3	791
4	795
5	794
6	822
Missings	281
Outliers	0

Fuente: Elaboración propia

Tabla N° 3
ESTADO CIVIL

ESTADO CIVIL	
<i>Categoría</i>	<i>Conteo</i>
Soltero	1772
Casado	2228
Missings	0

Fuente: Elaboración propia

Tabla N° 4
GRADO DE ESCOLARIDAD

GRADO DE ESCOLARIDAD	
<i>Categoría</i>	<i>Conteo</i>
Bachiller	1000
Licenciado	995
Master	998
Doctor	1007
Missings	0

Fuente: Elaboración propia

Tabla N° 5
SECTOR ECONÓMICO

SECTOR ECONÓMICO	
<i>Categoría</i>	<i>Conteo</i>
Ferreterías	168
Floristería	952
Venta de bebidas alcohólicas	219
Serv. Alquiler	992
Servicios Médicos	876
Metal Mecánica	792
Missings	1

Fuente: Elaboración propia

Tabla N° 6
ÁREA URBANA O RURAL

URBANO RURAL	
0	1888
1	2112
Missings	0

Fuente: Elaboración propia

Tabla N° 7
TELÉFONO

TELÉFONO	
0	1980
1	2020
Missings	0

Fuente: Elaboración propia

Tabla N° 8
ANTIGÜEDAD DEL CLIENTE CON LA ENTIDAD

ANTIGÜEDAD DEL CLIENTE CON LA ENTIDAD	
Mínimo aceptable de la serie	0
Máximo aceptable de la serie	10
Lim Min razonable	0
Lim Max razonable	
<i>Categoría</i>	<i>Conteo</i>
0	736
1	864
2	732
3	968
4	104
5	104
6	92
7	64

	8	124
	9	100
	10	112
Missings		0
Outliers		0

Fuente: Elaboración propia

Tabla N° 9
INCUMPLIMIENTO

INCUMPLIMIENTO	
1	784
0	3216
Missings	0

Fuente: Elaboración propia

VARIABLES NO CATEGÓRICAS

Tabla N° 10

EDAD

EDAD	
Rango	38
k	63
Ancho de clase	1
Mínimo aceptable de la serie	22
Máximo aceptable de la serie	60
Lim Min razonable	18
Lim Max razonable	75

Clase	Frecuencia
22	4
23	68
24	72
25	212
26	45
27	254
28	82

29	12
30	131
31	103
32	152
33	48
34	96
35	108
36	48
37	224
38	52
39	136
40	144
41	56
42	61
43	36
44	56
45	92
46	303
47	287
48	92
49	143
50	324
51	96
52	48
53	56
54	283
55	48
56	4
57	8
58	4
59	0
60	4
61	0
62	8

Fuente: Elaboración propia

Tabla N° 11
FLUJO DE CAJA

FLUJO DE CAJA	
Rango	20620
k	63
Ancho de clase	327
Mínimo aceptable de la serie	190
Máximo aceptable de la serie	20810
Lim Min razonable	0
Lim Max razonable	1000000

<i>Clase</i>	<i>Frecuencia</i>
190	7
517	136
845	288
1172	360
1499	380
1827	368
2154	240
2481	296
2808	212
3136	192
3463	132
3790	120
4118	92
4445	116
4772	92
5100	72
5427	32
5754	52
6081	8
6409	12
6736	16
7063	4
7391	8
7718	0
8045	12
8373	0
8700	4
9027	12
9354	51
9682	32

10009	40
10336	40
10664	40
10991	48
11318	56
11646	36
11973	36
12300	24
12627	31
12955	16
13282	20
13609	44
13937	24
14264	24
14591	32
14919	39
15246	16
15573	8
15900	4
16228	4
16555	4
16882	4
17210	12
17537	16
17864	8
18192	4
18519	12
18846	0
19173	0
19501	4
19828	4
20155	0
20483	0
20810	4
Missings	0
Outliers	0

Fuente: Elaboración propia

Tabla N° 12

SALARIO

SALARIO	
Rango	25400
k	63
Ancho de clase	403
Mínimo aceptable de la serie	2100
Máximo aceptable de la serie	27500
Lim Min razonable	2000
Lim Max razonable	1000000

<i>Clase</i>	<i>Frecuencia</i>
2100	3
2503	695
2906	314
3310	253
3713	32
4116	369
4519	839
4922	8
5325	163
5729	12
6132	4
6535	163
6938	4
7341	4
7744	268
8148	184
8551	4
8954	0
9357	0
9760	0
10163	509
10567	0
10970	0
11373	0
11776	0
12179	136
12583	0

12986	0
13389	0
13792	0
14195	0
14598	0
15002	8
15405	0
15808	0
16211	0
16614	0
17017	0
17421	0
17824	0
18227	4
18630	0
19033	0
19437	0
19840	0
20243	0
20646	0
21049	0
21452	0
21856	0
22259	0
22662	0
23065	0
23468	0
23871	0
24275	0
24678	0
25081	4
25484	0
25887	0
26290	0
26694	0
27097	0
27500	4
Missings	0
Outliers	0

Fuente: Elaboración propia

Tabla N° 13

MORA PROMEDIO UL DOCE MESES

MORA PROMEDIO ÚLT DOCE MESES

Rango	50
k	63
Ancho de clase	1
Mínimo aceptable de la serie	0
Máximo aceptable de la serie	50
Lim Min razonable	0
Lim Max razonable	360

<i>Clase</i>	<i>Frecuencia</i>
0	75
1	77
2	96
3	103
4	65
5	224
6	87
7	100
8	101
9	132
10	246
11	170
12	85
13	111
14	235
15	116
16	282
17	106
18	148
19	122
20	111
21	6
22	39
23	34
24	8

25	77
26	74
27	34
28	122
29	6
30	28
31	4
32	58
33	4
34	54
35	26
36	84
37	55
38	71
39	4
40	8
41	45
42	4
43	126
44	26
45	5
46	5
47	38
48	5
49	136
50	6
51	0
52	0
53	0
54	0
55	0
56	0
57	0
58	0
Missings	0
Outliers	0

Fuente: Elaboración propia

Tabla N° 14
REPORTE DE INDICADORES ESTADÍSTICOS
SUBPOBLACIÓN MICROCRÉDITO INDIVIDUAL

REPORTE DE INDICADORES ESTADÍSTICOS EN EL MODELO UNIVARIANTE						
VARIABLES		INDICADORES			NIVEL DE SIGNIFICANCIA	¿ES SIGNIFICATIVA?
		IV	KS	GINI		
Rotación de CxC	% PONDERACIÓN	33,33%	33,33%	33,33%	100,00%	SI
	VALOR INDICADOR	207,54%	41,99%	60,20%	5,162169214	
	RECOMENDACIÓN	MUY PREDICTIVA	BUENO	PODER RAZONABLE		
Mora Promedio últimos 12 meses	% PONDERACIÓN	33,33%	33,33%	33,33%	100,00%	SI
	VALOR INDICADOR	294,70%	71,01%	76,02%	7,36251179	
	RECOMENDACIÓN	MUY PREDICTIVA	MUY BUENO	PODER RAZONABLE		
Salario	% PONDERACIÓN	33,33%	33,33%	33,33%	100,00%	SI
	VALOR INDICADOR	230,01%	67,18%	70,08%	6,121201106	
	RECOMENDACIÓN	MUY PREDICTIVA	MUY BUENO	PODER RAZONABLE		
AntigCienteEntidad	% PONDERACIÓN	33,33%	33,33%	33,33%	100,00%	SI
	VALOR INDICADOR	356,81%	74,42%	76,66%	8,464989089	
	RECOMENDACIÓN	MUY PREDICTIVA	MUY BUENO	PODER RAZONABLE		
Telefono	% PONDERACIÓN	33,33%	33,33%	33,33%	100,00%	NO
	VALOR INDICADOR	0,09%	1,48%	1,48%	0,050770615	
	RECOMENDACIÓN	NO PREDICTIVA	MALO	NO USAR		
Urbano Rural	% PONDERACIÓN	33,33%	33,33%	33,33%	100,00%	NO
	VALOR INDICADOR	0,00%	0,30%	0,30%	0,00915274	
	RECOMENDACIÓN	NO PREDICTIVA	MALO	NO USAR		
Sector Economico	% PONDERACIÓN	33,33%	33,33%	33,33%	100,00%	SI
	VALOR INDICADOR	197,00%	43,02%	58,49%	4,974969178	
	RECOMENDACIÓN	MUY PREDICTIVA	BUENO	PODER RAZONABLE		
Flujo de Caja	% PONDERACIÓN	33,33%	33,33%	33,33%	100,00%	SI
	VALOR INDICADOR	83,28%	28,93%	40,88%	2,551577765	
	RECOMENDACIÓN	MUY PREDICTIVA	REGULAR	PODER RAZONABLE		
Grado Escolaridad	% PONDERACIÓN	33,33%	33,33%	33,33%	100,00%	NO
	VALOR INDICADOR	1,00%	4,63%	4,03%	0,160801738	
	RECOMENDACIÓN	NO PREDICTIVA	MALO	NO USAR		
Estado Civil	% PONDERACIÓN	33,33%	33,33%	33,33%	100,00%	SI
	VALOR INDICADOR	108,67%	48,57%	48,57%	3,430059084	
	RECOMENDACIÓN	MUY PREDICTIVA	BUENO	PODER RAZONABLE		
Edad	% PONDERACIÓN	33,33%	33,33%	33,33%	100,00%	SI
	VALOR INDICADOR	326,23%	71,83%	79,21%	7,954578521	
	RECOMENDACIÓN	MUY PREDICTIVA	MUY BUENO	PODER RAZONABLE		
NoHijos	% PONDERACIÓN	33,33%	33,33%	33,33%	100,00%	SI
	VALOR INDICADOR	1222,27%	99,50%	99,74%	23,69182567	
	RECOMENDACIÓN	MUY PREDICTIVA	SOSPECHOSO	PODER RAZONABLE		

Fuente: Resultados software Credit Risk for Excel

Tabla N° 15
REPORTE DE TRANSFORMACIÓN A DATOS WOE
SUBPOBLACIÓN MICROCRÉDITO INDIVIDUAL

REPORTE DE TRAMOS ELEGIDOS EN EL MODELO UNIVARIANTE							
VARIABLES	CATEGORIA		TOTAL	MALOS	BUENOS	PD	WOE ESPANOL
	MIN	MAX					
Rotación de CxC		7 - 5 - 4 - 6	176	158	18	89,77%	3,606
		0 - 2 - 10 - 9 - 8	895	178	717	19,89%	0,041
		3	486	27	459	5,56%	-1,399
		1	433	20	413	4,62%	-1,594
			1990	383	1607		
Mora Promedio últimos 12 meses	0	14	558	19	539	3,41%	-1,911
	14	16	144	6	138	4,17%	-1,701
	16	38	860	56	804	6,51%	-1,230
	38	43	112	50	62	44,64%	1,219
	43	50	316	252	64	79,75%	2,805
			1990	383	1607		
Salario	2100	3200	500	304	196	60,80%	1,873
	3200	3900	160	14	146	8,75%	-0,910
	3900	10000	997	56	941	5,62%	-1,388
	10000	27500	333	9	324	2,70%	-2,149
			1990	383	1607		
AntigCienteEntidad		8 - 4 - 10 - 5 - 7	248	218	30	87,90%	3,417
		9 - 6	94	78	16	82,98%	3,018
		0	368	26	342	7,07%	-1,143
		1	432	22	410	5,09%	-1,491
		3 - 2	848	39	809	4,60%	-1,598
			1990	383	1607		
Sector Economico		Venta de bebidas alcohólicas - Ferreterías	192	170	22	88,54%	3,479
		Floristería	471	89	382	18,90%	-0,023
		Serv. Alquiler	493	72	421	14,60%	-0,332
		Metal Mecánica	396	26	370	6,57%	-1,221
		Servicios Médicos	438	26	412	5,94%	-1,329
			1990	383	1607		
Flujo de Caja	12	830	198	89	109	44,95%	1,231
	830	1530	397	115	282	28,97%	0,537
	1530	6110	992	171	821	17,24%	-0,135
	6110	20810	403	8	395	1,99%	-2,465
			1990	383	1607		
Estado Civil		Soltero	877	319	558	36,37%	0,875
		Casado	1113	64	1049	5,75%	-1,363
			1990	383	1607		
Edad	22	30	368	293	75	79,62%	2,797
	30	34	217	25	192	11,52%	-0,605
	34	46	554	43	511	7,76%	-1,041
	46	60	851	22	829	2,59%	-2,195
			1990	383	1607		
NoHijos		1 - 0	183	183	0	100,00%	13,551
		MISSING TRATADO - 2	208	200	8	96,15%	4,653
		5 - 3 - 4 - 6	1599	0	1599	0,00%	-12,851
			1990	383	1607		

Fuente: Resultados software Credit Risk for Excel

Tabla N° 16
REPORTE DE INDICADORES ESTADÍSTICOS
SUBPOBLACIÓN HIPOTECARIO DE VIVIENDA

REPORTE DE INDICADORES ESTADÍSTICOS EN EL MODELO UNIVARIANTE						
VARIABLES		INDICADORES			NIVEL DE SIGNIFICANCIA	¿ES SIGNIFICATIVA?
Rotación de CrC	% PONDERACIÓN	33,33%	33,33%	33,33%	100,00%	SI
	VALOR INDICADOR	355,08%	74,62%	74,62%	8,405485127	
	RECOMENDACIÓN	MUY PREDICTIVA	MUY BUENO	PODER RAZONABLE		
Mora Promedio ultimos 12 meses	% PONDERACIÓN	33,33%	33,33%	33,33%	100,00%	SI
	VALOR INDICADOR	226,87%	72,76%	73,64%	7,220541808	
	RECOMENDACIÓN	MUY PREDICTIVA	MUY BUENO	PODER RAZONABLE		
Salario2	% PONDERACIÓN	33,33%	33,33%	33,33%	100,00%	SI
	VALOR INDICADOR	248,86%	68,91%	72,28%	6,500715447	
	RECOMENDACIÓN	MUY PREDICTIVA	MUY BUENO	PODER RAZONABLE		
AntiGClienteEntidad	% PONDERACIÓN	33,33%	33,33%	33,33%	100,00%	SI
	VALOR INDICADOR	355,08%	74,62%	74,62%	8,405485127	
	RECOMENDACIÓN	MUY PREDICTIVA	MUY BUENO	PODER RAZONABLE		
Telefono	% PONDERACIÓN	33,33%	33,33%	33,33%	100,00%	NO
	VALOR INDICADOR	0,09%	1,53%	1,51%	0,05172842	
	RECOMENDACIÓN	NO PREDICTIVA	MALO	NO USAR		
Urbano Rural	% PONDERACIÓN	33,33%	33,33%	33,33%	100,00%	NO
	VALOR INDICADOR	0,02%	0,59%	0,53%	0,070897577	
	RECOMENDACIÓN	NO PREDICTIVA	MALO	NO USAR		
Salario	% PONDERACIÓN	33,33%	33,33%	33,33%	100,00%	NO
	VALOR INDICADOR	248,81%	68,91%	72,27%	6,498115032	
	RECOMENDACIÓN	MUY PREDICTIVA	MUY BUENO	PODER RAZONABLE		
Sector Economico	% PONDERACIÓN	33,33%	33,33%	33,33%	100,00%	SI
	VALOR INDICADOR	196,31%	42,70%	58,53%	4,958911302	
	RECOMENDACIÓN	MUY PREDICTIVA	BUENO	PODER RAZONABLE		
Flujo de Caja	% PONDERACIÓN	33,33%	33,33%	33,33%	100,00%	SI
	VALOR INDICADOR	86,03%	29,25%	41,49%	2,612865698	
	RECOMENDACIÓN	MUY PREDICTIVA	REGULAR	PODER RAZONABLE		
Grado_Escolaridad	% PONDERACIÓN	33,33%	33,33%	33,33%	100,00%	NO
	VALOR INDICADOR	0,85%	3,49%	1,90%	0,104046181	
	RECOMENDACIÓN	NO PREDICTIVA	MALO	NO USAR		
Estado Civil	% PONDERACIÓN	33,33%	33,33%	33,33%	100,00%	SI
	VALOR INDICADOR	112,04%	49,14%	49,14%	3,540546714	
	RECOMENDACIÓN	MUY PREDICTIVA	BUENO	PODER RAZONABLE		
Edad	% PONDERACIÓN	33,33%	33,33%	33,33%	100,00%	SI
	VALOR INDICADOR	331,46%	72,37%	79,70%	8,058888052	
	RECOMENDACIÓN	MUY PREDICTIVA	MUY BUENO	PODER RAZONABLE		
NoHijos	% PONDERACIÓN	33,33%	33,33%	33,33%	100,00%	SI
	VALOR INDICADOR	475,67%	63,68%	63,68%	10,0506219	
	RECOMENDACIÓN	MUY PREDICTIVA	MUY BUENO	PODER RAZONABLE		
AñosExperiencia	% PONDERACIÓN	33,33%	33,33%	33,33%	100,00%	NO
	VALOR INDICADOR	1125,78%	94,45%	98,10%	21,97216807	
	RECOMENDACIÓN	MUY PREDICTIVA	SOSPECHOSO	PODER RAZONABLE		

Fuente: Resultados software Credit Risk for Excel

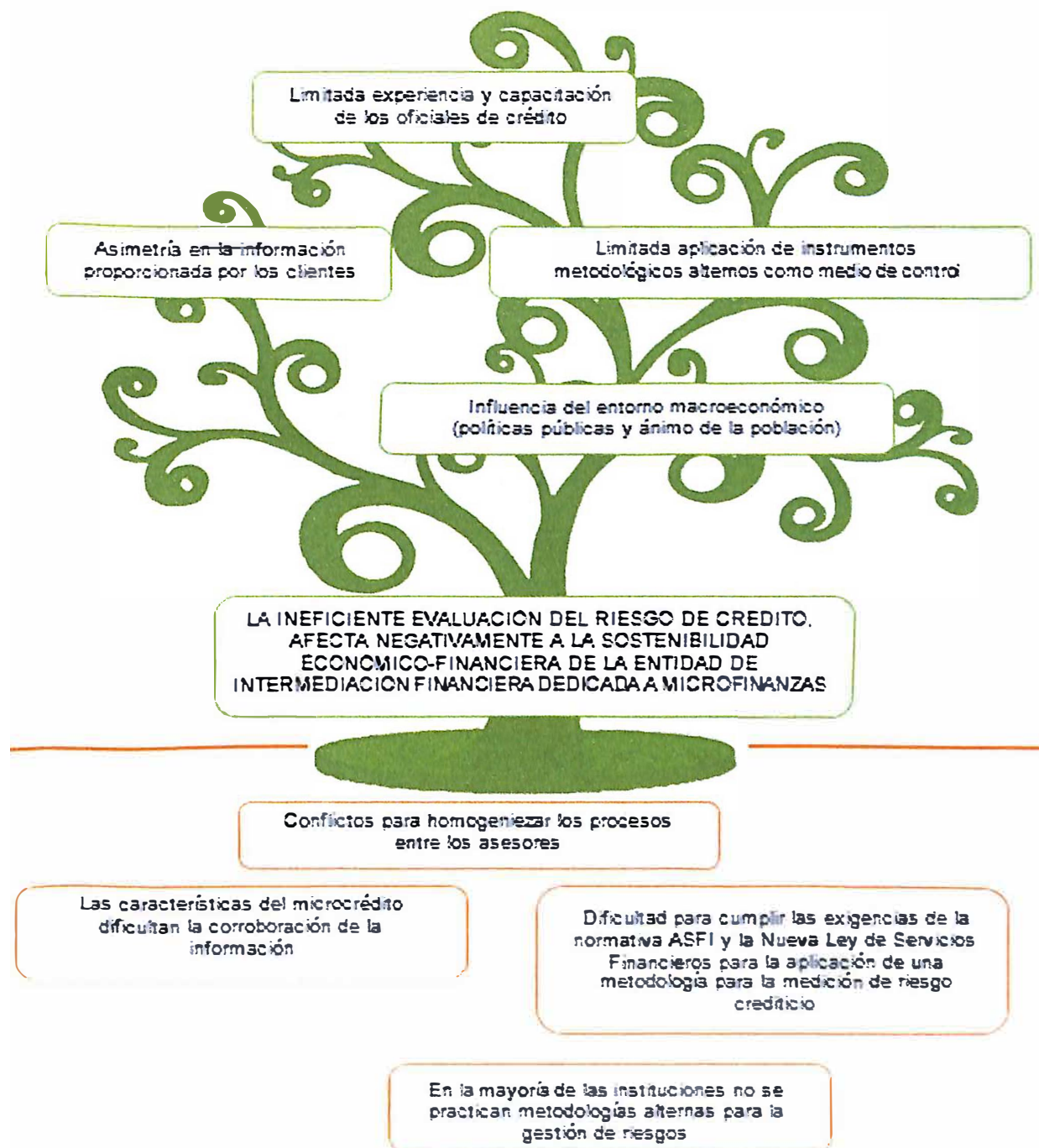
Tabla N° 17
REPORTE DE TRANSFORMACIÓN A DATOS WOE
SUBPOBLACIÓN HIPOTECARIO DE VIVIENDA

REPORTE DE TRAMOS ELEGIDOS EN EL MODELO UNIVARIANTE							
VARIABLES	CATEGORIA		TOTAL	MALOS	BUENOS	PD	WOE ESPAÑOL
	MIN	MAX					
Rotación de CxC		0 - 1 - 2 - 3	1645	88	1557	5,35%	-1,462
		4 - 5 - 6 - 7 - 8 - 9 - 10	349	303	46	86,82%	3,296
			1994	391	1603		
Mora Promedio últimos 12 meses	0	10	783	1	782	0,13%	-5,251
	10	12	181	22	159	12,15%	-0,567
	12	14	150	30	120	20,00%	0,025
	14	20	640	182	458	28,44%	0,488
	20	50	240	156	84	65,00%	2,030
			1994	391	1603		
Salario	2100	3200	512	317	195	61,91%	1,897
	3200	3900	157	14	143	8,92%	-0,913
	3900	10000	993	54	939	5,44%	-1,445
	10000	27500	332	6	326	1,81%	-2,584
			1994	391	1603		
AntigüedadEntidad		0 - 1 - 2 - 3	1645	88	1557	5,35%	-1,462
		4 - 5 - 6 - 7 - 8 - 9 - 10	349	303	46	86,82%	3,296
			1994	391	1603		
Sector Economico		Venta de bebidas alcohólicas	109	99	10	90,83%	3,703
		Ferreterías	84	72	12	85,71%	3,203
		Floristería	474	94	380	19,83%	0,014
		Serv. Alquiler	495	74	421	14,95%	-0,328
		Metal Mecánica - Servicios Médicos	832	52	780	6,25%	-1,297
			1994	391	1603		
Flujo de Caja	1	820	193	92	101	47,67%	1,318
	820	1514	404	117	287	28,96%	0,514
	1514	5782	994	174	820	17,51%	-0,139
	5782	20810	403	8	395	1,99%	-2,489
			1994	391	1603		
Estado Civil		Soltero	885	328	557	37,06%	0,881
		Casado	1109	63	1046	5,08%	-1,399
			1994	391	1603		
Edad	22	30	375	301	74	80,27%	2,814
	30	34	217	26	191	11,98%	-0,583
	34	46	554	42	512	7,58%	-1,090
	46	60	848	22	826	2,59%	-2,215
			1994	391	1603		
NoHijos		0 - 1 - 2	249	249	0	100,00%	13,836
		3 - 4 - 5 - 6 - MISSING TRATADO	1745	142	1603	8,14%	-1,013
			1994	391	1603		

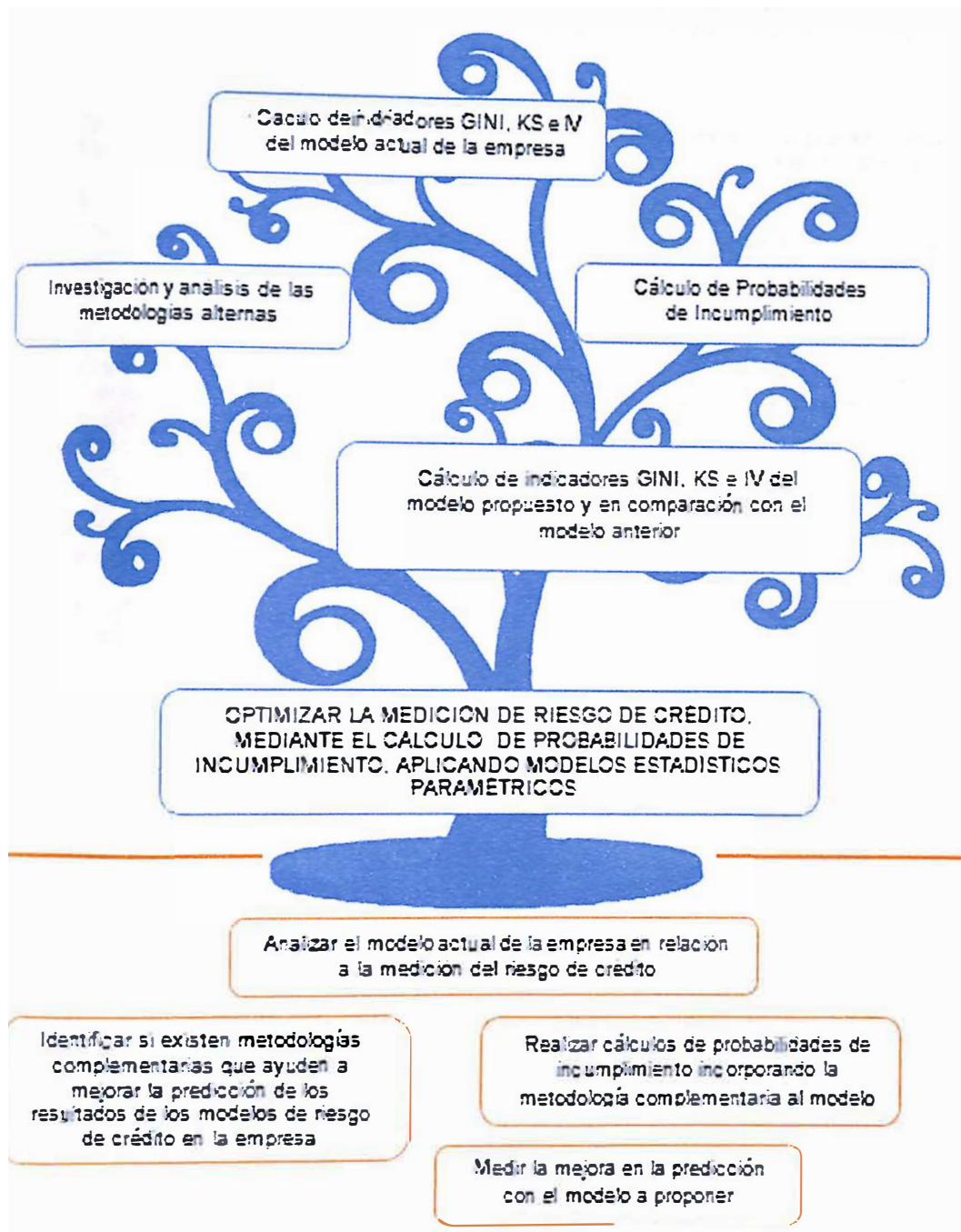
Fuente: Resultados software Credit Risk for Excel

7.3. MATERIAL COMPLEMENTARIO

ÁRBOL DE PROBLEMAS



ÁRBOL DE OBJETIVOS



ENTREVISTA

1. ¿Qué agentes del sistema financiero, aplican microfinanzas?

Los fondos financieros privados, las instituciones financieras de desarrollo, algunos bancos, cooperativas y mutuales.

2. ¿Por qué es importante el riesgo de crédito?

Porque la economía es dinámica, no siempre es estable, por eso en Bolivia la situación nos hace vulnerables y especialmente nuestro segmento depende en gran medida de él.

3. ¿Qué tipos de créditos son los de mayor demanda?

Los de consumo, vivienda y vivienda productiva, debido a que el sector informal es el mercado más grande en este momento.

4. ¿Qué implica el proceso crediticio?

Primero se inicia con investigaciones acerca del historial y perfil del cliente potencial, es la investigación de sus antecedentes acerca de deudas pasadas, si fue garante de alguien, etc. Después se efectúa la evaluación de campo, que es la visita al centro actividad económica, se realiza una estimación del proceso comercial, es decir, qué se produce, cómo se lo hace y a quién o quiénes se les vende.

También es importante conocer el núcleo familiar y el nivel sociocultural.

Posteriormente se hace el armado de la carpeta personal con toda la información rescatada, con ello se decide la aprobación o denegación del microcrédito; en caso de aprobación se estima un flujo de caja, que esté acorde a las capacidades de cada cliente.

5. ¿Cuál es su principal complicación?

Como se trata de personas que no pertenecen a una empresa formal, no tiene balances ni información respaldada, por eso depende de la habilidad de los oficiales de crédito poder corroborar lo que están recibiendo. Esto es muy complicado porque algunos pueden realizar un buen trabajo, pero otros no, porque no están bien preparados, si bien el Banco Fie tiene un propio programa de capacitación, es muy complicado homogeneizar los procesos por la alta rotación que se ve cada mes, de los 3000 funcionarios, 1500 son oficiales de crédito, de los cuales 50 cambian por mes.

6. ¿Cuál es la principal ventaja del Scoring?

La velocidad que permite para la evaluación de los créditos, pues evita la morosidad de tener que efectuar el trabajo de campo y las visitas constantes.

7. ¿Cuál es la principal desventaja del Scoring?

Que no es posible aplicarlo para la economía boliviana, menos para el sector informal, pues este depende mucho del "olfato" del oficial y de lo que pueda observar en el campo.

FABIO STRAUSS QUINTELA
Jefe de Riesgo de Crédito
Banco Fie
La Paz, 04/06/2013

CARTA DE CONFORMIDAD DE LA EMPRESA AVAL POR LA INVESTIGACIÓN REALIZADA



La Paz, 21 de mayo de 2014

Señor
Mg. Walter Carvajal
COORDINADOR DE LA CARRERA INGENIERÍA COMERCIAL
UNIVERSIDAD LA SALLE

Ref.: Conformidad por la investigación realizada
en el presente Proyecto de Grado

Señor Coordinador:

Me dirijo a usted para comunicarle que la empresa Scalar Consulting S.R.L. está en pleno acuerdo con el Proyecto de Grado que la estudiante Grissel Marcela Gutiérrez Domínguez ha realizado, pues los resultados obtenidos serán considerados para retroalimentación de la empresa.

Sin otro particular lo saludo con toda atención,

Econ. Daniel Orellana Vásquez - MeBA
Gerente General Suc. Bolivia
SCALAR CONSULTING
www.scalarconsulting.net