



UNIVERSIDAD TECNOLÓGICA DE LA MIXTECA

“DISEÑO DE *CREDIT SCORING* PARA EVALUAR EL RIESGO CREDITICIO EN UNA ENTIDAD DE AHORRO Y CRÉDITO POPULAR”

TESIS

PARA OBTENER EL GRADO DE

MAESTRA EN ADMINISTRACIÓN DE NEGOCIOS

PRESENTA:

ARCELIA MIRNA CABRERA CRUZ

DIRECTORA

M.A. MARÍA DEL ROSARIO BARRADAS MARTÍNEZ

CO-DIRECTORA

M.A. CECILIA IBARRA CANTÚ

HUAJUAPAN DE LEÓN, OAXACA., MAYO 2014

DEDICATORIA

A mis hijos Frida y Alexis González Cabrera les quiero dedicar este trabajo de manera muy especial, por su paciencia, amor y comprensión que siempre me han brindado, por su entusiasmo y el significado tan especial que le han dado a mi vida.

Ellos son la principal motivación para ser mejor persona, espero ser buen ejemplo y apoyo incondicional, para que en un futuro recuerden que todo esfuerzo valdrá la pena, que la fuerza de voluntad y afán de superación, los llevarán a conseguir lo que se propongan. Gracias por formar parte de mi vida, los amaré siempre.

Por todo ello, este trabajo es de ustedes.

AGRADECIMIENTOS

He reservado este espacio para expresar mi más sincero agradecimiento a todas las personas que de algún modo contribuyeron en la realización de este trabajo

Quisiera dedicar en primer lugar, a la Directora de este trabajo de investigación, la M.A. María del Rosario Barradas Martínez por su confianza, apoyo, sus valiosas aportaciones y comentarios críticos, sin los cuales no hubiese sido posible la realización del presente proyecto.

A la M.A. Cecilia Ibarra Cantú, Co-directora de esta Tesis, por su tiempo, sus conocimientos y valiosísimos consejos de cara a la presentación de este trabajo.

Gracias a los miembros del Comité Evaluador, M.E. José Iván Rodríguez Sánchez, M.P.E. Martín Carlos Rames Osorio y M.E. Ana Delia Olvera Cervantes, por sus comentarios, interés y disponibilidad para la revisión del presente trabajo.

Gracias a los gerentes de “Entidad Oaxaqueña” por las facilidades otorgadas para la elaboración de este proyecto, en especial al Sr. Marcelino Tapia por la confianza en mí depositada.

Y finalmente con todo mi amor para ti Eduardo, que me has ayudado a continuar, te agradezco toda la atención, amor y confianza que en todo momento me has demostrado. Gracias por estar a mi lado, y al pendiente de mí.

A todos ellos, muchísimas gracias.

ÍNDICE

DEDICATORIA

AGRADECIMIENTOS

ÍNDICE

INTRODUCCIÓN

CAPÍTULO I. MARCO TEÓRICO CONCEPTUAL

1.1 Las Entidades de Ahorro y Crédito Popular	1
1.2 Crédito y riesgo	4
1.2.1 Definición y tipologías de riesgo	4
1.2.2 El riesgo en Entidades de Ahorro y Crédito Popular	7
1.2.3 Crédito	8
1.2.4 Factores de riesgo crediticio	9
1.3 Modelos de <i>credit scoring</i>	14
1.3.1 Definición	14
1.3.2 Modelos de <i>credit scoring</i> en las instituciones de microfinanzas	15
1.3.3 Clasificación de técnicas de <i>credit scoring</i>	17
1.3.3.1 Técnicas paramétricas de <i>credit scoring</i>	17
1.3.3.2 Técnicas no paramétricas de <i>credit scoring</i>	19

CAPÍTULO 2. METODOLOGÍA

2.1 Planteamiento del problema	22
2.2 Justificación	24
2.3 Objetivos	27
2.3.1 Objetivo general	27
2.3.2 Objetivos específicos	27
2.4 Hipótesis	28
2.5 Tipo y diseño de la investigación	28
2.6 Población y muestra	28
2.7 Recolección de datos	29
2.8 Procesamiento de información	30

CAPÍTULO 3. LA ENTIDAD DE AHORRO Y CRÉDITO POPULAR

3.1 Antecedentes y ubicación	32
3.1.1 Objetivos institucionales	34
3.1.2 Valores institucionales	34
3.2 Estructura organizacional	35
3.3 Productos y servicios ofrecidos	36
3.4 El proceso de crédito	37

3.4.1 Entrevista con el cliente	39
3.4.2 Recepción de documentos	39
3.4.3 Verificación e informe del crédito	39
3.4.4 Análisis, evaluación y calificación del crédito	40
3.4.5 Formalización de la operación	42
3.4.6 Desembolso o entrega del crédito	42
3.4.7 Seguimiento del crédito	43
3.4.8 Cobranza	43

CAPITULO 4. DISEÑO DE *CREDIT SCORING* PARA UNA ENTIDAD DE AHORRO Y CRÉDITO POPULAR

4.1 Metodología	45
4.1.1 Generalidades	45
4.1.1.1 Definición de incumplimiento de pago	45
4.1.1.2 Características a discriminar	46
4.1.1.3 Análisis de la solicitud de crédito	47
4.2 Selección de la muestra	51
4.2.1 Conformación de la base de datos	51
4.3 Selección de las variables	53
4.4 Definición de las variables explicativas	53
4.4.1 La variable dependiente	57
4.4.2 Categorización de las variables	58
4.5 Modelo estadístico	67
4.5.1 Regresión logística binaria	67
4.6 Estimación del modelo	69
4.6.1 Interpretación de los coeficientes	71
4.7 Análisis de los resultados	73
4.7.1 Eficiencia del modelo	79
4.7.2 Determinación del punto de corte	86
4.8 Validación del modelo	89
CONCLUSIONES	91
RECOMENDACIONES	93
REFERENCIAS	95
ANEXOS	100

INTRODUCCIÓN

La mayor problemática que enfrentan las Entidades de Ahorro y Crédito Popular (EACP), es la morosidad de los prestatarios, por lo que, la colocación del crédito resulta preocupante cada vez más para este tipo de instituciones por la incertidumbre que genera, es por ello que la aplicación de herramientas de evaluación de riesgo crediticio son necesarias para afrontar mejor el riesgo que implica su operación. Al respecto, Andrade y Muñoz (2005) señalan que “La gestión de riesgos es parte vital del éxito o fracaso de cualquier institución que otorga préstamos”.

El diseño e implementación de modelos que permiten monitorear adecuadamente la cartera crediticia desde el otorgamiento hasta su liquidación, son esenciales para minimizar los riesgos al que la institución se encuentra expuesta. La toma de decisiones para la concesión de créditos, es un tema de interés práctico para las EACP, ya que las pérdidas por cartera morosa han ido aumentando considerablemente y son el principal problema que las aqueja.

La Entidad de Ahorro y Crédito Popular objeto de estudio no es ajena a esta problemática, por tal motivo, es indispensable que cuente con un sistema de gestión de riesgos, que le permita operar de manera eficiente para asegurar su permanencia en el mercado. Por lo que, la presente investigación tiene como objetivo el desarrollo de un modelo de *credit scoring*, con la finalidad de contribuir a la gestión de riesgos crediticios que enfrenta actualmente la Entidad Financiera.

El diseño de *credit scoring* es pertinente porque permitirá evaluar el riesgo crediticio asignando un puntaje con base al perfil de cada cliente y su comportamiento crediticio, determinando la probabilidad de un comportamiento futuro. De este modo se proporcionarán mejoras en el campo de sistemas de medición de riesgo de la EACP ya que frecuentemente se utilizan otros sistemas que no se adaptan a las características y necesidades de la institución, situación que afecta negativamente la toma de decisiones.

Las EACP tienen como propósito maximizar el beneficio derivado de la concesión de créditos, el problema inicia cuando el crédito concedido no es recuperado, por lo que la decisión de conceder o no el crédito se torna difícil. Para optimizar esta decisión la Entidad debe estimar la probabilidad de que el solicitante tenga o no problemas de pago. Por lo tanto, el *credit scoring* propuesto en esta investigación se centra en estimar la probabilidad a partir del perfil o características personales de cada individuo. De este modo se podrá dar la pauta para tomar la decisión y determinar el tipo de cliente que es más conveniente a la organización. El resultado de la evaluación permitirá comparar y ordenar a los clientes evaluados en función de su riesgo al asignarle un puntaje o calificación.

La Entidad objeto de estudio no cuenta con ninguna herramienta de este tipo, por lo que esta propuesta es una contribución importante en su automatización y optimización del proceso crediticio; permitiéndole ser más proactiva al prevenir el sobreendeudamiento y el incumplimiento, ya que el modelo permitirá evaluar el riesgo en forma constante, así como evitar la toma de decisiones de manera subjetiva.

La presente investigación se divide en cuatro capítulos, en el primero se esboza un panorama teórico de la naturaleza y particularidades de las EACP, así como los riesgos a los que se encuentran expuestas frecuentemente. También se expone la utilidad de los modelos de *credit scoring* y sus técnicas de construcción.

En el segundo capítulo se plantea el problema de la investigación y se fundamenta el diseño de un modelo de *credit scoring* para la entidad financiera objeto del presente estudio.

En el capítulo tres se presenta las generalidades de la EACP, así como sus antecedentes, ubicación, objetivos y el proceso de crédito que se lleva a cabo actualmente, con la finalidad de determinar las bases para el diseño del modelo de *credit scoring* adecuado a sus necesidades.

En el cuarto capítulo se desarrolla la metodología utilizada para crear el *credit scoring*, desde la conformación de la base de datos hasta la estimación del modelo, el análisis de los resultados y la posterior validación para medir la capacidad predictiva del modelo generado.

Finalmente se presentan las conclusiones y recomendaciones derivadas del estudio.

Capítulo 1

Marco teórico conceptual

1.1 Las Entidades de Ahorro y Crédito Popular

Las Entidades de Ahorro y Crédito Popular (EACP) tienen por objeto social el ahorro y crédito popular; facilitar a sus miembros el acceso al crédito; apoyar el financiamiento de micro, pequeñas y medianas empresas; y en general propiciar la solidaridad, la superación económica y social y el bienestar de sus miembros así como de las comunidades en que operan, sobre bases educativas, formativas y sobre todo del esfuerzo individual y colectivo.

Según la página oficial del Banco del Ahorro Nacional y Servicios Financieros (BANSEFI) se entenderá como ahorro y crédito popular la captación de recursos, en los términos de la Ley de Ahorro y Crédito Popular (LACP) y la Ley para Regular las Actividades de las Sociedades Cooperativas de Ahorro y Préstamo (LRASCAP), provenientes de los socios o clientes de las entidades, mediante actos causantes de pasivo directo o contingente quedando la entidad obligada a cubrir el principal y, en su caso, los accesorios financieros de los recursos captados, así como la colocación de dichos recursos hecha entre los socios o clientes (Muniain, 2012).

En México el término “caja popular” integra un rango amplio de intermediarios financieros, más o menos similares a las cooperativas financieras que se encuentran en toda Europa, Estados Unidos, Canadá y gran parte de los países en vías de desarrollo. Este tipo de organizaciones financieras se capitalizan con las aportaciones de los integrantes, de quienes aceptan depósitos y a quienes hacen préstamos (Mansell, 1995).

Las primeras EACP en general han surgido como parte de algún movimiento social, sin embargo en Inglaterra y Alemania surgieron en el siglo XIX como una respuesta popular a la industrialización, con ello los trabajadores y agricultores reunían sus ahorros y se prestaban entre sí. En España y América Latina la iglesia jugó un papel muy importante; en algunos otros países el Estado ha sido el principal impulsor del establecimiento de este tipo de entidades.

CAPÍTULO 1. MARCO TEÓRICO CONCEPTUAL

En México, durante la época del Porfiriato hubo algunos intentos para fundar cooperativas de ahorro y crédito, pero la inestabilidad del país de finales de siglo XIX, así como la persecución religiosa, impidieron su desarrollo (Mendoza, 2002).

Fue hasta 1949 cuando el sacerdote Pedro Velázquez Hernández, envió a varios sacerdotes a estudiar las EACP o Cajas Populares de Canadá y las Uniones de Crédito de Estados Unidos, con el objetivo de establecer dichos mecanismos en el país, de esta manera, y con la idea primordial de apoyo mutuo entre los pobres, funda la primera EACP en el Distrito Federal llamada León XIII, con el lema: “por un capital en manos del pueblo.”

La experiencia fue tan exitosa que varias entidades surgieron a la sombra de las parroquias extendiéndose rápidamente, para 1954 existían alrededor de 20 instituciones similares. En ese mismo año se celebra el Primer Congreso Nacional de Cajas Populares, en el que se analizó el funcionamiento de los órganos directivos y se determinó constituir un Consejo Central de Cajas Populares.

En 1964, se creó la Confederación Mexicana de Cajas Populares, con lo que se formó la estructura básica de organización del movimiento de este tipo de organizaciones en el país, integrada por Cajas, Federaciones y Confederaciones. Se calcula que para ese entonces había en todo el país alrededor de 500 Cajas de Ahorro, con más de 300 mil asociados (Mendoza, 2002).

En 1970, las EACP contratan por vez primera los servicios de gerentes, e inician la adquisición de inmuebles, por lo que se da un crecimiento acelerado de dichas instituciones además de que operan bajo una autoregulación.

En 1993 surgieron las Cajas Solidarias a iniciativa de campesinos beneficiarios de créditos a la palabra, para esa época las cajas populares contaban con un total de 550 mil integrantes y más de mil millones de nuevos pesos¹ en activos. En la década de los noventa cuando se incorpora el marketing, surge la regulación y supervisión, se reorganiza el Movimiento de Cajas Populares en México y se da un crecimiento y consolidación financiera del sector (Imperial, 2009).

¹El 1 de enero de 1993 se introdujo el nuevo peso, el cual le quitaba 3 ceros al anterior mediante decreto se crea una nueva unidad del sistema monetario de los Estados Unidos Mexicanos equivalente a mil pesos actuales. La nueva unidad conservará el nombre de "peso" y se dividirá en cien "centavos" de tal manera que 1000 pesos de 1980 a enero de 1993 equivalen a 1 nuevo peso (N\$) Fuente: Banxico (1992).

CAPÍTULO 1. MARCO TEÓRICO CONCEPTUAL

De 1998 a 2000 a pesar de que la mayoría de EACP son exitosas y gozan de la confianza de sus clientes y asociados, se produjeron algunos casos de problemas financieros derivados de actividades fraudulentas de personas que aprovechando los vacíos legales establecieron “cajas irregulares”.

Para dar respuesta a las demandas de los ahorradores defraudados, el 29 de diciembre de 2000 se emitió una ley para crear un fideicomiso que administrara el Fondo para el Fortalecimiento de Sociedades y Cooperativas de Ahorro y Préstamo y de Apoyo a sus Ahorradores (Mendoza, 2002). En 2001 se publica la Ley de Ahorro y Crédito Popular (LACP), la cual ha tenido más de 9 modificaciones a la fecha.

En 2009 existían aproximadamente 468 sociedades autorizadas o en proceso de regularización, algunas con más de 50 años en operación, con presencia en todo el país, con activos totales por 77,000 millones de pesos y 6 millones de socios/clientes (Castro, 2009).

Aunado a lo anterior, la Comisión Nacional para la Protección y Defensa de los Usuarios de Servicios Financieros (CONDUSEF) señala que para esta época de transición aún hay entidades que, sin contar con ninguna autorización, siguen operando a lo largo del país, la mayoría cooperativas o asociaciones civiles que no se encuentran bien identificadas.

Una reciente estimación del Programa de Asistencia Técnica a las Microfinanzas Rurales (PATMIR)² Bansefi (2012) logró ubicar la existencia de 1042 instituciones con activos de 107 mil millones de pesos y 8.7 millones de personas atendidas. A pesar de estas cifras, el Sector Ahorro y Crédito Popular y Cooperativo (SACPYC) representa apenas el 1% del sector bancario en México, que no financia el desarrollo económico, sino una alta concentración en crédito de consumo (Foro Latinoamericano y del Caribe de Finanzas Rurales, 2012).

El SACPYC tiene una fuerte incidencia en la inclusión financiera básica y comienza a diversificar su oferta de productos financieros. La base de datos del SACPYC permite diferenciar varios grupos de instituciones, tres de ellos determinantes. El primer grupo con

²El PATMIR es un programa de asistencia técnica especializada enfocado a la inclusión financiera, sostenible e integral, basada en el ahorro y orientada a la población predominantemente rural, marginada y con escaso acceso a servicios financieros en México, a través de Sociedades de Ahorro y Crédito Popular y Cooperativas sólidas y comprometidas con la regulación. Fuente: BANSEFI (2012)

110 instituciones y activos por 76 mil millones de pesos, representando el 72% del sector y membresía de 6.7 millones de personas; el segundo grupo de 189 sociedades, cuentan con 18 mil millones de pesos en activos y membresía de 1.4 millones de personas, representando 18% del sector; y el otro 10% del sector se concentra en 730 instituciones, de las cuales 266 son básicas, 35 necesitan un esquema de salida ordenada y 395 se desconoce su situación. Podríamos afirmar que en las 299 sociedades del primer y segundo grupo se ha concentrado el efecto positivo de 12 años de regulación con la LACP y de la LRCAP. Es decir, un ordenamiento del 90% del sector, con 96 mil millones de activos y atención a 8.1 millones de personas (Foro Latinoamericano y del Caribe de Finanzas Rurales, 2012).

1.2 Crédito y riesgo

1.2.1 Definición y tipologías de riesgo

El riesgo es una palabra antigua y de uso común en muchas lenguas. Cuando nos referimos a ella la asociamos con incertidumbre hacia posibles eventos futuros que podrían amenazar nuestra seguridad.

El riesgo puede consistir en la mera posibilidad de un hecho adverso, en la causa de un evento, en la magnitud de la consecuencia, en alguien o algo considerado como peligroso y también en la conceptualización de un procedimiento para la estimación de una cantidad. El concepto de riesgo incluye una variedad de aspectos de los cuales a continuación se hablará para poder definirlo.

De Lara (2005) menciona que la palabra riesgo viene del latín *risicari*, que significa atreverse o transitar por un sendero peligroso, en realidad tiene un significado negativo relacionado con peligro, daño, siniestro, o pérdida; sin embargo, el riesgo es parte inevitable de los procesos de toma de decisiones en general y de los procesos de inversión en particular.

CAPÍTULO 1. MARCO TEÓRICO CONCEPTUAL

Diversos autores definen al riesgo como una contingencia o proximidad de un daño. Implica la posibilidad de que ocurra algún suceso no deseado, cuyas consecuencias serían desfavorables (Crespo, et al., 2004). Al respecto Borge (2004) menciona que el riesgo equivale a exponerse a un resultado negativo.

A pesar de que existen un sinnúmero de definiciones acerca del riesgo la mayoría de los autores coinciden en que todo riesgo supone la posibilidad de un daño o pérdida de carácter económico.

De las definiciones anteriores se deriva, que el riesgo existe siempre y cuando se tenga la posibilidad de un acontecimiento que genere algún tipo de daño, así mismo se desconoce si dicho acontecimiento ocurrirá, cuánto daño causará y cómo se presentará, por lo que genera incertidumbre, sin estos elementos el riesgo no existiría como tal.

Tipos de riesgo

El riesgo ha sido objeto de múltiples clasificaciones, son muchos los puntos de vista que existen para describirlo, pero vale la pena destacar las que se producen en el ámbito de la actividad financiera, dado que es la materia que nos ocupa, para tal efecto tomaremos la clasificación según De Lara (2005).

Los Riesgos según la actividad financiera se clasifican en:

- a) Riesgo de mercado: el Banco de México (2005) define el riesgo de mercado como *“La pérdida resultante en el valor de los activos financieros como consecuencia de los movimientos desfavorables en los factores determinantes de su precio, también conocidos como factores de riesgo. Por ejemplo: las tasas de interés o el tipo de cambio”*.
- b) Riesgo de crédito: De Lara (2005) sostiene que el riesgo de crédito es el más antiguo y probablemente el más importante que enfrentan los bancos y también las instituciones de microfinanzas. Se puede definir como la pérdida potencial, producto del incumplimiento de la contraparte en una operación que incluye el compromiso de pago.

CAPÍTULO 1. MARCO TEÓRICO CONCEPTUAL

- c) **Riesgo de liquidez:** se refiere a las pérdidas que puede sufrir una empresa, al necesitar una cantidad mayor de recursos monetarios para financiar sus activos a un costo inaceptable. Las instituciones crediticias son muy susceptibles a este tipo de riesgo por la variación en la tasa de interés y el manejo de activos y pasivos. El riesgo de liquidez también se puede definir como la imposibilidad de transformar en efectivo un activo, por ejemplo la cartera de créditos, esto puede suceder en épocas de crisis, o por un mal manejo de la administración de cartera al incrementarse la mora (De Lara, 2005).
- d) **Riesgo legal:** se refiere a la pérdida que se da en caso de que una contraparte incumpla con lo pactado y por errores jurídicos o documentales no se pueda hacer cumplir con los compromisos de pago previamente establecidos.
- e) **Riesgo operativo:** Gómez y López (2002) señalan que el riesgo operativo comprende la problemática que surge en la entidad como consecuencia de fallas en su infraestructura operativa y tecnológica, ya sea interna o externa. Está asociado con la falla de las personas, los sistemas, procedimientos o modelos establecidos para que la empresa realice sus operaciones. Entre sus principales características destacan:
- No es fácil de cuantificar.
 - Está en función del nivel de instrucción de los recursos humanos, de los niveles de desarrollo de los procesos y procedimientos definidos, y de la documentación que establezcan los circuitos operativos.
- f) **Riesgo de reputación:** es el relativo a las pérdidas que podrían resultar como consecuencia de no concretar oportunidades de negocios, atribuibles a un desprestigio de una institución por falta de capacitación del personal clave, fraude o errores en la ejecución de una operación. Si el mercado percibe que una institución comete errores en algún proceso clave de la operación, es lógico que los clientes consideraran eventualmente cambiar de institución (De Lara, 2005).

1.2.2 El riesgo en Entidades de Ahorro y Crédito Popular

Como se puede observar existen diferentes tipos de riesgo que afectan a una organización, sin embargo, el riesgo crediticio es el que más perjudica a las organizaciones otorgantes de préstamos, al respecto Mures, García y Vallejo (2005) comentan que *“de todos estos riesgos, el riesgo de crédito es el típico de la actividad financiera y el que puede provocar mayores pérdidas potenciales, de ahí que sea el que mayor número de crisis financieras ha provocado y al que se dedica mayor atención”*.

Si para las grandes instituciones financieras el riesgo de crédito resulta relevante, para una institución de microfinanzas tiene mayor impacto, si se toma en cuenta que sus clientes principales son personas de escasos recursos que no cuentan con garantías reales.

Para las EACP la cartera crediticia representa su principal fuente de ingresos, pero también la principal causa de riesgo y, por consiguiente, de pérdidas importantes. Según MicroRate y El Banco Interamericano de Desarrollo (BID) 2010 *“para las instituciones microfinancieras cuyos préstamos no están típicamente respaldados por alguna garantía realizable, la calidad de la cartera es de crucial importancia”*. Una mala gestión de riesgo crediticio trae como consecuencia altos índices de morosidad en la cartera crediticia.

La morosidad ha sido un problema constante para muchas EACP. Regularmente se piensa que la morosidad es el resultado de las condiciones económicas adversas para los prestatarios, sin embargo, Mansell (1995) asegura que los índices de morosidad pueden ser un síntoma de las fallas inherentes a la estructura organizacional de las propias EACP, y a las características de operación de estas instituciones, ya que están regidas bajo principios ideológicos de apoyo mutuo, de los cuáles se suele abusar.

Contrario a los bancos que manejan un capital fijo que respalda cualquier contingencia, el capital de las cajas de ahorro puede agotarse a voluntad de los integrantes; situación que puede darse precisamente cuando la caja es más vulnerable.

De acuerdo con Mansell (1995) la política de "*un hombre un voto*" que manejan las cajas de ahorro y préstamo, tal vez es aún más problemática, dar igualdad de voz a cada integrante implica un problema de "*riesgo moral*", porque los prestatarios tienen la facultad de votar en favor de políticas que los benefician a expensas de la salud financiera de largo plazo de la caja. Estas políticas pueden implicar menores tasas de interés en los préstamos, mayores plazos, tasas de interés elevadas en depósitos, mayores montos en préstamos, menos requisitos en garantías, cobranza más relajada, condonación de las deudas, etc. El resultado de estas políticas favorables a los prestatarios puede convertirse en un problema de morosidad persistente o problemas financieros importantes.

El movimiento cooperativista de autoayuda tiene mucho a su favor, en particular, ha demostrado que las empresas y los individuos de bajos ingresos pueden sustentar a intermediarios financieros viables, y ha llevado esperanza y sentido de solidaridad a muchas personas. No obstante, la proliferación de intermediarios con dichas reglas que gobiernan su operación, podría resultar peligrosa para el sistema en su conjunto.

Las EACP requieren de una buena administración del riesgo crediticio dada su propia naturaleza, identificar anticipadamente fallas en los controles, malas prácticas y factores de alto riesgo así como contar con una estrategia firme para la solución, frecuentemente previenen y, minimizan el impacto de cualquier efecto negativo en la cartera.

1.2.3 Crédito

Ibarra (2004) define el crédito como "*la entrega de un bien presente a cambio de la promesa de recibir un bien futuro*", también aporta una segunda definición: "*Es un convenio establecido en forma bilateral entre un acreedor y un deudor con base a los atributos de reputación y solvencia que este tenga, los cuales satisfagan al acreedor para que confíe el uso de bienes y riqueza durante determinado plazo a cuyo término pueda recuperarlo*".

De las anteriores definiciones podemos destacar que el crédito incluye una serie de elementos usuales, entre lo que podemos destacar lo siguiente:

CAPÍTULO 1. MARCO TEÓRICO CONCEPTUAL

1. La presencia de dos partes: una que cede el bien, en este caso el acreedor y otra que lo recibe que es llamado deudor.
2. El que entrega el bien tiene la expectativa de recuperar lo que entregó en un futuro, dicha expectativa está sostenida sobre la confianza del acreedor en el deudor, en las características de la operación o los acuerdos determinados previamente para la devolución del bien, de ello resulta un derecho para el acreedor y una obligación para el deudor.
3. La parte central de la negociación es un bien con valor monetario.
4. El establecimiento de una remuneración a favor del acreedor cuya finalidad es compensarle por la renuncia temporal al bien cedido.

1.2.4 Factores de riesgo crediticio

Desde el punto de vista de la entidad que concede el financiamiento existen seis factores que determinan el nivel de riesgo de una operación crediticia (Cantalapiedra, 2011):

1. Importe

La cuantía de la operación financiera debe ser acorde a la capacidad de devolución de los fondos que tiene el prestatario. Las entidades suelen mitigar este riesgo, dependiendo del tipo de operación que se trate, prestando cantidades inferiores al cien por cien de las necesidades financieras de sus clientes.

2. Plazo

La duración de la operación de financiamiento afecta de forma proporcional al riesgo que asume el prestamista, de tal modo que a medida que aumenta el plazo de devolución de los fondos aumenta su riesgo.

3. Tipo

Para que el riesgo sea menor, el tipo de producto de financiamiento debe estar diseñado para cubrir unas necesidades concretas. Por ejemplo, un campesino que necesita financiamiento, se le deberá sugerir un producto de crédito en el que se le ofrezca la alternativa de vencimiento una vez que recoja su cosecha y la pueda vender, deberá solicitar un producto financiero pensado en el tiempo que se llevará su siembra en cosecharse.

4. Destino

Aunado a lo anterior, otro aspecto muy importante a nivel de riesgo para la institución prestamista, es la utilización del dinero otorgado para el destino inicial previsto por parte del prestatario. Continuando con el ejemplo anterior, si el prestatario no utiliza el dinero para sembrar y compra un auto, no habrá destinado el recurso para hacer frente a su obligación

5. Análisis del cliente

Las entidades que conceden financiamiento, a pesar de que nunca podrán conocer todo acerca de sus clientes, los analizan en base a datos internos y externos. El tipo de análisis vendrá definido por: importe, plazo, tipo y destino de la operación; y deberá ofrecer una respuesta positiva a los objetivos de capacidad de reembolso, liquidez y rentabilidad que persiguen las entidades otorgantes.

6. Garantías

Aunque la entidad financiera concederá el financiamiento de acuerdo a la capacidad crediticia del prestatario, lo normal es que se exija algún tipo de garantía adicional que ayude a mitigar el riesgo de la operación. En principio se trata de cubrir imprevistos que puedan suceder a lo largo de la vida de los contratos y que comprometan la devolución del dinero.

CAPÍTULO 1. MARCO TEÓRICO CONCEPTUAL

Añez (2004) sugiere que la calidad de la cartera de los préstamos depende básicamente de dos grupos de factores:

- a) Factores internos; son aquellos que dependen de la organización, derivados de sus políticas y procedimientos relacionados con la colocación crediticia.
- b) Factores externos; factores que no dependen de la administración de la empresa, sin embargo, afectan sus actividades, por ejemplo, desequilibrios macroeconómicos que afectan la capacidad de pago de los prestatarios, inflación, devaluación, desastres climáticos, etc.

Entre los factores internos podemos enumerar los siguientes:

1. Metodología utilizada para la colocación de los préstamos.

Es la forma de trámite de crédito establecida por la institución, la cual involucra varios elementos tales como:

- Determinación de los montos de los créditos, los cuáles deben de estar de acuerdo a la capacidad de pago del prestatario ésta será calculada después de disminuir los gastos de los ingresos, el monto disponible será la capacidad de pago, la cual puede variar dependiendo de las políticas de la organización. La empresa determinará el porcentaje que considerará como sobrante para pago de deudas
- Fecha del desembolso: es importante tomar en cuenta la fecha en que se otorgará el crédito para asegurar el pago del crédito, este aspecto juega un papel importante y se deberán buscar fechas en las que el prestatario tenga más oportunidad de inversión en una actividad productiva y evitar fechas en las que el recurso pueda ser empleado en otros propósitos.
- La relación con el cliente: esta debe ser permanente con la finalidad de darle un seguimiento adecuado al cobro del crédito, por lo que se recomiendan los pagos en pequeñas parcialidades, para que la visita a la organización sea en forma constante. Esto mantiene al deudor consciente de su compromiso con la organización

- Autorización y recuperación del préstamo: las reglas sobre autorización y recuperación de créditos deben de estar bien definidas de tal manera que nos permitan determinar los niveles de atribuciones y responsabilidades del personal que atiende las etapas del proceso de crédito, con la finalidad de que no se autoricen créditos que no cumplan con los requisitos previamente establecidos y que la cobranza se realice en tiempo y forma para evitar problemas posteriores. La idea es que se pueda exigir al analista de crédito, proponer un préstamo con las condiciones y políticas de la institución, asimismo, se le puede comprometer a que mantenga una disciplina estricta en el pago de sus clientes y también se le puede evaluar y remunerar de acuerdo a la calidad de la cartera.

2. Fraudes

El fraude es otro de los factores internos que afectan la cartera, en la mayoría de los problemas de morosidad, dicho concepto según Añez (2004) puede tomar distintas formas, las más comunes en las organizaciones de crédito son las siguientes:

- Malos manejos de los ejecutivos de crédito: por lo regular suelen estar de acuerdo con los prestatarios rompiendo con la metodología y políticas establecidas por la institución.
- Desvío de recursos: los préstamos falsos son uno de los desvíos de recursos más comunes, cuando el ejecutivo de crédito maneja cierto nivel de jerarquía o manejan efectivo se “auto prestan”, provocando la mora de esos créditos, cuando no existe un adecuado control de la cartera la empresa lo deja pasar por no detectar a tiempo esta situación. En algunos de los casos la empresa se da cuenta cuando el empleado ya abandonó la institución.
- Falseo de información para ocultar la morosidad: muchas instituciones suelen pagar a sus ejecutivos de cobranza en base a la recuperación o a índices de morosidad,

esto suele ocasionar que la información sea falseada con el propósito de recibir mayor pago.

Las situaciones anteriores se pueden combatir realizando formación profesional que incluyan valores y responsabilidad, además de contar con una metodología que maneje cruce de datos, que permita el monitoreo constante y sobre todo la aplicación de medidas de control interno para evitar fraudes en la institución

3. Cultura institucional

La cultura organizacional juega un papel importante en la relación que la institución tiene con el cliente, el mensaje que la empresa le envía al prestatario contribuye a mantener sana una cartera crediticia, algunos aspectos que tienen que cuidarse son los siguientes:

- El entendimiento de las necesidades del cliente: en el caso de la EACP este aspecto es de vital importancia, deberá ser una entidad abierta con el cliente para entender sus necesidades y sobre todo comprender que las garantías que sus clientes aporten generalmente son personales y no reales, por lo que una institución que no entienda esta particularidad, podría provocar la apatía entre los prestatarios y disminuir sus probabilidades de ingreso de nuevos clientes. La institución debe mantener una relación abierta con el cliente para entender sus necesidades y responder a las mismas.
- Programas de incentivos y recompensas para el cliente: cuando un prestatario se ve recompensado por su pago puntual suele seguir pagando bien, el incentivo permite la motivación del “buen pagador” a seguir siéndolo y del “mal pagador” a cambiar de actitud. Los clientes deben de estar conscientes - por ejemplo- de que al pagar bien puede acceder inmediatamente a otro crédito quizás con menos requisitos y de mayor monto, los programas de incentivos deben de permanecer claros para todos los clientes para que cumplan con su finalidad.

- Formalidad y puntualidad: cuando la institución no cumple en tiempo y forma con la entrega del crédito es muy difícil exigir a sus clientes pago puntual, de alguna forma la agilidad en el trámite, la formalidad y puntualidad en el desembolso del crédito otorgan autoridad moral para exigir los pagos del mismo.
- El respeto por el cliente: un buen servicio de crédito debe estar caracterizado por el respeto al cliente, tanto el vestuario, la apariencia, el lenguaje y el buen trato del ejecutivo de crédito son importantes. De la misma forma se debe de respetar la necesidad del cliente de un préstamo, sea cual sea su finalidad, se tomará muy en serio la posibilidad de otorgamiento, el cliente puede tomar a mal si desde un inicio es rechazado sin haber sido evaluado.

1.3 Modelos de credit scoring

1.3.1 Definición

El *credit scoring*, según Hand and Henley (Cit. en Rayo, Lara y Camino, 2010) “*es un procedimiento estadístico que se usa para clasificar a aquellos que solicitan crédito, inclusive a los que ya son clientes de la entidad crediticia, en los tipos de riesgo bueno y malo*”.

Durante los años setenta surgen los modelos *credit scoring* para la banca, los cuales se construían por medio de métodos estadísticos como el análisis discriminante, actualmente se utilizan técnicas matemáticas, econométricas y de inteligencia artificial. De cualquier manera la construcción de un modelo *credit scoring* requiere de información del solicitante de crédito, así como información de fuentes internas y externas (Gutiérrez, 2007).

Como afirma Rayo et al. (2010): “*el credit scoring estima cómo será el comportamiento crediticio de un sujeto desde el momento de la solicitud hasta el momento de su vencimiento, y atiende el riesgo del cliente. Se evalúa a través de un modelo predictivo de comportamiento de pago o reembolso, mediante una puntuación que mide el riesgo de un prestatario y/o de la operación*”.

En general, estos métodos de calificación de créditos se aplican para obtener un conocimiento sobre distintos aspectos, (Rayo, et al., 2010) tales como:

- a) El comportamiento crediticio y la morosidad.
- b) La relación entre el riesgo y rentabilidad. El *credit scoring* aporta información sobre el precio o prima por riesgo, volatilidad y diversificación, entre otros.
- c) El costo de la operación. La agilización general de procesos que se consigue con el *credit scoring* permite la reducción del coste en el proceso de concesión de un crédito.

1.3.2 Modelos de credit scoring en las instituciones de microfinanzas

Desde que surgieron las microfinanzas se ha tenido la necesidad de medir y minimizar el riesgo crediticio con la finalidad de bajar los costos, sin embargo, existen diversas limitaciones e inconvenientes para la construcción del *credit scoring* (Schreiner, 2002), dado que también tienen diversas ventajas en el proceso de crédito, es importante que las microfinancieras lo utilicen como apoyo en la evaluación de los solicitantes.

Diversos autores han elaborado modelos específicamente para microfinanzas como se muestra en el Cuadro 1, así tenemos que según Rayo et al. (2010), el primer modelo *credit scoring* que surgió para este sector fue desarrollado por Vigano (1993) para una institución de microfinanzas de Burkina Faso, utilizaba el análisis discriminante para la elaboración del modelo.

Sharma y Zeller (1997) elaboraron un modelo de *credit scoring* para una institución en Bangladesh, aplicando una metodología tobit, basada en estimación por máxima verosimilitud.

Reinke (1998) utilizó la metodología probit para una entidad en Sudáfrica, aceptando 8 variables explicativas para una muestra de 1,641 créditos.

Zeller (1998) elaboró un modelo estadístico de clasificación del cliente para una organización de Madagascar, utilizando también la metodología tobit³.

³ Uno de los modelos econométricos más usados para calcular probabilidad de default (Fernández y Pérez ,2005)

CAPÍTULO 1. MARCO TEÓRICO CONCEPTUAL

Schreiner (1999), elaboró un modelo empleando la regresión logística binaria para clientes de Bancosol en Bolivia; por su parte, Vogelgesang (2003) también construyó un modelo mediante utilidad aleatoria, en Bolivia.

En Latinoamericana, Miller y Rojas (2005) desarrollaron un modelo *credit scoring* para Pymes de México y Colombia respectivamente, así mismo Milena, Miller y Simbaqueda (2005) lo elaboraron para una organización de Nicaragua.

En Mali, Diallo (2006) empleó la regresión logística para una institución microbancaria. Por último Kleimeier y Dinh (2007) diseñaron un *credit scoring* para la banca minorista en Vietnam, utilizando la regresión logística binaria. A manera de resumen en el Cuadro 1 se presentan algunos de los modelos de *credit scoring* diseñados para microfinanzas.

Cuadro 1. Modelos *credit scoring* para microfinanzas

Autor (año, país)	Tipo de institución	Muestra	VARIABLES en el modelo	Técnica
Vigano (1993, Burkina Faso)	Microfinanzas	100	13	Análisis discriminante
Sharma y Zeller (1997, Blangadesh)	Microfinanzas	868	5	Tobit
Zeller (1998, Madagascar)	Microfinanzas	168	7	Tobit
Reinke (1998, Sudáfrica)	Microfinanzas	1641	8	Probit
Schreiner (1999, Bolivia)	Microfinanzas	39956	9	Logit
Vogelgesang (2001, Bolivia)	Microfinanzas	8002	12	Utilidad aleatoria
Diallo (2006, Mali)	Microfinanzas	269	5	Logit y análisis discriminante
Kleimeier <i>et.al</i> (2007, Vietman)	Banca minorista	56037	17	Logit
Rayo <i>et.al</i> (2010, Perú)	Microfinanzas	5451	9	Logit
Miller y Rojas (2005)	Pymes	-	-	-
Simbaqueda (2005)	Pymes	-	-	-

Fuente: Adaptado de Rayo et al. (2010)

1.3.3 Clasificación de técnicas de credit scoring

1.3.3.1 Técnicas paramétricas de credit scoring

Son aquellas que presentan una función de distribución o clasificación conocidas, al igual que estiman parámetros para explicar un determinado suceso de tal modo que estos se ajusten a las observaciones de una muestra.

Lara (2010) clasifica las técnicas de elaboración de modelos de *credit scoring* en:

1. Análisis discriminante
2. Probabilidad lineal
3. Modelos logit
4. Modelos probit

Las cuales se definen a continuación:

Análisis discriminante

El análisis discriminante consiste en una técnica multivariante que permite estudiar simultáneamente el comportamiento de un grupo de variables independientes, con la intención de clasificar una serie de casos en grupos previamente definidos y excluyente entre sí (Fisher Cit. en Rayo et al., 2010).

El análisis discriminante, permite estudiar las diferencias entre dos (análisis simple) o más (análisis discriminante múltiple) grupos de individuos definidos a priori, con respecto a diferentes variables simultáneamente (Mures et al., 2005).

Lara (2010) menciona que el análisis discriminante tiene un objetivo doble: por una parte, trata de lograr una combinación lineal óptima de variables independientes que maximice la diferencia entre los grupos. Las combinaciones lineales que resultan son llamadas funciones discriminantes, por lo que pretende también predecir la pertenencia de cada cliente a uno de los grupos mutuamente excluyentes, calculando así la fortaleza discriminante del modelo.

Una vez estimadas las funciones discriminantes, la capacidad predictiva se evalúa mediante la identificación de un punto de corte idóneo, que permite asignar los casos a cada uno de los grupos previamente definidos por la variable dependiente, obteniéndose de la

puntuación discriminante que corresponde a cada caso, a partir de los valores que presenta el individuo en la combinación de variables explicativas que forman las funciones discriminantes (Lara, 2010).

Modelos de probabilidad lineal

Los modelos de probabilidad lineal utilizan un enfoque de regresión por mínimos cuadrados, donde la variable dependiente (variable dummy) toma el valor de uno si el cliente es moroso, y el valor de cero si el cliente es cumplido. La ecuación de regresión es una función lineal de las variables explicativas (Rayo et al., 2010).

El modelo de probabilidad lineal tiene como principal ventaja que el cálculo y la interpretación sea bastante simple, sin embargo, existen dos desventajas que provocaron que este método ya no se use. La primera de ellas es que el valor estimado a partir del modelo, no garantiza que la probabilidad se encuentre entre (0,1), con lo que el modelo podría calcular probabilidades negativas o mayores que uno, con lo cual el modelo pierde significado económico. La segunda desventaja es que el error del modelo estimado no es homocedástico⁴, lo que conduce a una ineficiencia en las estimaciones de los parámetros (Lara, 2010).

Modelos logit

Los modelos de regresión logística permiten calcular la probabilidad que tiene un cliente para pertenecer a uno de los grupos establecidos. La clasificación se efectúa tomando en cuenta el comportamiento de una serie de variables independientes de cada observación (Rayo et al., 2010).

Este modelo mide la probabilidad de incumplimiento al mantener la variable explicada siempre dentro de un rango de variación entre cero y uno. Wiginton (1980) fue uno de los primeros autores en publicar un modelo de *credit scoring* aplicando esta metodología.

⁴ Homocedástico: Los estimadores del modelo son lineales, insesgados, consistentes, y eficientes y por tanto óptimos., existiendo una igualdad en la varianza.. (Martín, De la paz y Cabero, 2008).

Según Lara (2010) el modelo logit o de regresión logística es la aplicación estadística más usada que arroja probabilidades de ocurrencia previamente establecidos, debido a la mayor facilidad de cálculo y a que se logra hacer una mejor interpretación y valoración del modelo conjuntamente.

Modelos probit

Al igual que los modelos logit, los modelos probit presentan una variable dependiente categórica o limitada, donde la estimación de los parámetros también se elabora a través del método de máxima verosimilitud (Lara, 2010).

La principal diferencia de los modelos probit respecto a los logit se encuentra en su función de densidad y en la función de distribución acumulada. Los primeros utilizan la función de distribución normal, y los segundos la distribución logística.

1.3.3.2 Técnicas no paramétricas de credit scoring

Las técnicas no paramétricas según Juez y Diez (1997) son aquellas cuyo modelo no especifica las condiciones de los parámetros de la población de la que se sacó la muestra. Hay algunas suposiciones con las que se asocian la mayoría de las pruebas estadísticas no paramétricas: observaciones independientes y variables de continuidad básica; pero estas suposiciones son pocas y mucho más débiles que las que se asocian a las pruebas paramétricas.

Las técnicas no paramétricas según Lara (2010), también son conocidas como métodos de distribución libre, no se encuentran ligadas a ninguna forma funcional ni distribución concreta. Son útiles y presentan muy pocas restricciones, además de que son funcionales con muestras pequeñas. Los principales inconvenientes se refieren a la difícil comprensión de los modelos y a la falta de parámetros y probabilidades en la estimación.

Entre las técnicas no paramétricas de *credit scoring* podemos encontrar las siguientes:

1. Programación lineal
2. Redes neuronales
3. Árboles de decisión

Las cuales se definen a continuación:

Programación lineal

Este tipo de modelos presentan mayor validez cuando no se sabe la forma que pueda mantener la relación funcional entre las variables. Los modelos de programación lineal permiten programar plantillas o sistemas de asignación de ratings sin perder de vista el criterio de optimización de clientes correctamente clasificados (Rayo et al., 2010).

Lara (2010) menciona que un inconveniente de esta técnica consiste en que, según la formulación planteada, se admite la posibilidad de concesión parcial de créditos. En la práctica esta situación es poco probable, siendo habitual que el crédito sea totalmente concedido o, por el contrario, rechazado.

Redes neuronales

La inteligencia artificial implica que las máquinas y la tecnología realizan tareas que, regularmente, han sido desarrolladas por seres humanos. Las redes neuronales según nos comenta Lara (2010) son una manifestación de inteligencia artificial, pueden utilizarse como una metodología catalogada como una técnica no paramétrica de *credit scoring*.

Rayo et al. (2010) señala que las redes neuronales artificiales tratan de imitar al sistema nervioso, de modo que construyen sistemas con cierto grado de inteligencia. La red está formada por una serie de procesadores simples, denominados nodos, que se encuentran interconectados entre sí. Como nodos de entrada se consideran las características o variables de la operación de crédito. El nodo de salida sería la variable respuesta definida como la probabilidad de no pago. La finalidad de cada nodo consiste en dar respuesta a una determinada señal de entrada.

El proceso de *credit scoring* mediante el uso de esta técnica resulta complicado, porque la comprensión de lo que ahí ocurre requiere práctica de conocimientos especializados.

Árboles de decisión

Los árboles de decisión se constituyen como una técnica no paramétrica de clasificación binaria que permite separar las observaciones de una muestra, asignándolas a grupos previamente establecidos (Rayo et al. 2010).

La construcción de árboles se puede entender como un tipo de selección de variables, donde la obtención de resultados viene dada por la ejecución de un proceso interno automático (Lara, 2010).

Los árboles de decisión representan un método efectivo para la estimación, pero ofrecen según Cardona (2004) una ventaja fundamental al ser de fácil aplicación para personas que no cuentan con conocimientos avanzados de estadística. Un mismo modelo permite hacer diferentes usos, como mantenimiento de clientes considerados como buenos (probabilidades bajas de incumplimiento), cobranza proactiva y discriminada por nivel de riesgo para los clientes considerados como malos o con probabilidades altas de llegar a incumplimiento.

Capítulo 2

Metodología

2.1 Planteamiento del problema

Las Entidades de Ahorro y Crédito Popular (EACP) forman parte del sector microfinanciero en México, las podemos dividir en Sociedades Financieras Populares (SOFIPOS) y Sociedades de Ahorro y préstamos (SCAPS) también llamadas Cajas de Ahorro, estas últimas representan un medio para que familias de escasos recursos tengan acceso a servicios financieros. Aunque en los últimos años su sentido de apoyo social se ha visto empañado por numerosos fraudes y quiebras, se sigue considerando que su existencia es fundamental para asegurar la solidez del sistema financiero mexicano y clave para beneficiar la oferta de productos y servicios financieros a la mayoría de la población, particularmente a la de escasos recursos. Sin embargo, es indispensable que las EACP operen en condiciones competitivas y de mayor seguridad y certeza jurídica.

El otorgamiento de créditos es una de las principales operaciones de las EACP, representa no sólo la fuente principal de ingresos, también puede representar la fuente de múltiples y significativos problemas. Cuando el crédito concedido no se recupera en tiempo y forma, la morosidad se incrementa, por lo que se requiere de mayores gastos para su recuperación así como un control más estricto de la cartera morosa. El impacto que provoca la falta de recuperación de los créditos, es un problema serio que podría derivar en el cierre de la organización.

La falta de pago de los créditos concedidos provoca falta de liquidez, en estas circunstancias, la empresa dejará de funcionar de forma adecuada al dejar de percibir ingresos que estaban contemplados, no contará con recursos para enfrentar tanto los gastos de operación como los compromisos de pago, además de que aumentan los gastos operativos por concepto de recuperación de créditos morosos (gastos de cobranza), así como por las provisiones para cuentas de cobranza dudosa, afectando con ello los resultados de la organización que no llegará a ver beneficio alguno en esta situación.

Aguilar y Camargo (2004) al respecto dicen: “un elevado número de créditos en condición de retraso o de no pago constituyen una de las principales causas de la insolvencia y descapitalización; lo que finalmente atenta contra la solidez y sostenimiento de la institución en el largo plazo”.

En efecto, la debilidad de una institución financiera debido a altos índices de morosidad conlleva inicialmente a un problema de liquidez que a largo plazo, si es recurrente, se convierte en uno de solvencia que determina, probablemente, la liquidación de la institución (Freixas y Rochet cit. en Aguilar y Camargo 2004).

Como podemos ver, los problemas que se generan de una mala administración de la cartera son relevantes para cualquier institución que se dedica a la concesión de créditos, sobre todo cuando en el caso de México las EACP se encuentran en una etapa de regularización para ser autorizadas por la Comisión Nacional Bancaria y de Valores (CNBV) para poder operar. Los requisitos son numerosos, costosos y muchos tienen que ver con el manejo adecuado de su cartera de créditos, la exigencia de cifras positivas en todos los aspectos para garantizar instituciones financieramente sanas son relevantes con la finalidad de que no corran el riesgo de quebrar afectando con ello principalmente al público usuario.

En tal panorama, la importancia de contar con sistemas automáticos de concesión de créditos, que pronostiquen a tiempo la probabilidad de impago por parte del prestatario, es elemental para una buena colocación que garantice la recuperación del préstamo, permitiendo una operación adecuada que genere utilidades en lugar de pérdidas. La implementación de modelos de medición de riesgo representa una buena opción para evaluar a los clientes, distinguiendo a los “buenos” de los “malos”, pronosticando y previniendo pérdidas futuras por una mala colocación.

El *credit scoring* es un sistema de evaluación crediticia que permite valorar de forma automática el riesgo asociado a cada solicitud de crédito, según Rayo et al. (2010) destaca como una herramienta de gran potencial para contribuir al control del riesgo y la utilización eficiente de recursos, mejorando así su rendimiento financiero y social a mediano y largo plazo, así como la calidad de su cartera. Sin embargo, la construcción de este tipo de modelos trae consigo limitaciones importantes ya que deben ser abordadas de forma

distinta a los de la banca tradicional, principalmente por la falta de información y por las características de los usuarios de las EACP. Al respecto, Rayo et al. (2010) comenta: *“historiales de crédito poco desarrollados y faltos de información impiden predecir la probabilidad del no pago de deudas mediante el uso de los sistemas tradicionales de credit scoring, desarrollados para la banca”*.

El manejo de la incertidumbre por el riesgo crediticio es de vital importancia para cualquier EACP. La entidad objeto de estudio no está ajena a tal problemática por tal motivo proporcionará información importante sin embargo, para efectos de esta investigación, la institución se denominará “Entidad Oaxaqueña”, con la finalidad de proteger su identidad y no violar los principios de confidencialidad a petición de esta EACP. Entidad Oaxaqueña opera en el Estado de Oaxaca y tiene nueve sucursales, las cuales se encuentran ubicadas en: la Ciudad de Oaxaca, Huajuapán de León, Nochixtlán, Tezoatlán, Coixtlahuaca, Tepelmeme, Nicananduta, Yolomecatl y Cuicatlán.

Entidad Oaxaqueña ofrece los servicios de ahorro y crédito principalmente y actualmente se encuentra en proceso de regularización. Preocupada por su autorización para operar y, al no contar con un sistema automatizado que le permita evaluar a cada uno de sus clientes para el otorgamiento de crédito, se trabajará en el diseño de un modelo *credit scoring* adecuado a su nivel de operación, dicho modelo será una herramienta importante para facilitar y mejorar su proceso y aprobación de crédito, dado que la mora es uno de los mayores problemas que han enfrentado desde su constitución.

2.2 Justificación

Según la CNBV las EACP están presentes en 2283 municipios de México, cubren las necesidades en 218 municipios en donde no hay presencia bancaria; también tienen una participación relevante en la captación de depósitos de ahorro y otorgamiento de créditos en zonas rurales y urbanas, además de ofrecer las mejores tasas del mercado crediticio. Hablando del personal que emplean, Prodesarrollo informa que al 2011 le brindaban trabajo aproximadamente a 16,179 personas y presentan un promedio de 86 personas empleadas por institución.

La importancia de estas instituciones dentro del entorno de servicios financieros es relevante, ya que cubren necesidades que permiten el desarrollo de individuos y comunidades sobre todo de escasos recursos. Las familias de bajos ingresos quieren, pueden y necesitan obtener créditos y ahorrar, y lo hacen cuando tienen a su alcance instituciones que les proporcionen esta clase de servicios.

La permanencia de este tipo de instituciones debe interesar no solamente a los prestatarios, sino también a los gobiernos. En países como México, donde según la Secretaría de Desarrollo Social (SEDESOL) de 2010 a 2012 el número de mexicanos en extrema pobreza se incrementó en 1.3 millones, al pasar de 11.7 millones a 13 millones, estas instituciones sirven de apoyo ante la ineficacia de la política social. Para que el sector de ahorro y crédito popular crezca saludablemente, es indispensable la transparencia y el monitoreo del desempeño de estas instituciones.

La mayor problemática que enfrentan las EACP, es la morosidad de los prestatarios. La incertidumbre que representa la colocación crediticia preocupa cada vez más, por ello la incursión de herramientas de evaluación de riesgo crediticio son necesarias para afrontar mejor el riesgo que implica la operación. La Entidad objeto de estudio no es ajena a esta problemática, por tal motivo, es indispensable que cuente con un sistema de gestión de riesgos, que le permita operar de manera eficiente para asegurar su permanencia en el mercado.

En consonancia con lo anterior, Andrade y Muñoz (2005) señalan que “La gestión de riesgos es parte vital del éxito o fracaso de cualquier institución que otorga préstamos”.

La valoración de factores que afectan el riesgo de no pago debe ser tomada en cuenta de manera eficiente, el determinar si un cliente es conveniente, el límite de crédito, la tasa de interés, o la disminución del riesgo de impago son cuestiones que diariamente afectan la operación de instituciones crediticias.

El diseño de *credit scoring* es pertinente porque permitirá evaluar el riesgo crediticio asignando un puntaje con base al perfil de cada cliente y al comportamiento histórico de la persona, determinando la probabilidad de un comportamiento futuro. De este modo se proporcionarán mejoras en el campo de sistemas de medición de riesgo, ya que

frecuentemente se utilizan otros sistemas que no son adecuados para la institución, cosa que afecta negativamente la toma de decisiones.

El *credit scoring* será una herramienta útil en la evaluación del sujeto de crédito, lo cual permitirá prever situaciones de impago al identificar la probabilidad de que el cliente no pague.

Schreiner (2002), define el *credit scoring* como “el uso de conocimiento sobre el desempeño y características de préstamos en el pasado para pronosticar el desempeño de préstamos en el futuro.”

El Banco Interamericano de Desarrollo (2010) señala que el *credit scoring* destaca como una herramienta de gran potencial para contribuir al control del riesgo y la utilización eficiente de recursos en dichas entidades, mejorando así su rendimiento financiero y social, así como la calidad de su cartera.

Entidad Oaxaqueña no cuenta con una herramienta de evaluación de riesgo de crédito automatizada, por lo que con la construcción del modelo de *credit scoring* adecuado a su operación se pretende solventar dicha necesidad, incorporando calidad al servicio de crédito, mejorando y facilitando el proceso y aprobación de los préstamos.

Además, le ayudará a prevenir futuras pérdidas, prediciendo el comportamiento de futuros préstamos, se mantendrán índices de morosidad bajos, se disminuyen costos de operación y se mantiene una organización financieramente sana.

En el presente trabajo se diseñará un modelo de *credit scoring*, mediante el método de regresión logística, a partir de variables cualitativas y cuantitativas extraídas de una base de datos de la “Entidad Oaxaqueña”. Con este modelo se obtendrá información sobre los perfiles tanto de los clientes cumplidos como de los morosos, asignando un puntaje a cada perfil para determinar de acuerdo a sus características la probabilidad de caer o no en mora, facilitando el trámite del otorgamiento, tanto para clientes nuevos como para quienes ya hayan obtenido un crédito.

La construcción de *credit scoring* para instituciones de microfinanzas según Rayo et al. (2010) es un campo poco explorado, por lo que representa un aporte importante en este

campo de investigación. Dadas sus limitaciones para la elaboración del modelo, se tomará como un reto buscando superar dichas limitaciones.

La finalidad es contribuir por medio de la presente investigación con la organización objeto de estudio al mejoramiento de su desempeño financiero garantizando su estabilidad y permanencia en el mercado, ubicándose como una institución digna de confianza que opere dentro del marco legal requerido, brindando servicios financieros, propiciando la superación económica y social de sus socios y de la comunidad donde opera, además de proporcionar fuentes de empleo, tan necesarias en este entorno.

2.3 Objetivos

2.3.1 Objetivo general

Diseñar un modelo de *credit scoring* para evaluar el riesgo crediticio de los solicitantes de préstamo de la Entidad Oaxaqueña.

2.3.2 Objetivos específicos

- Analizar el proceso de crédito de la “Entidad Oaxaqueña” para detectar las variables explicativas consideradas en la construcción del modelo de *credit scoring*.
- Identificar y describir las variables que permiten determinar la calidad crediticia de los solicitantes de crédito de la “Entidad Oaxaqueña”.
- Analizar los datos mediante regresión logística, para obtener la ponderación de cada una de las categorías de perfiles de clientes que servirá para determinar un valor de scoring basado en la posibilidad de impago.
- Estimar el scoring de cada uno de los registros de la base de datos para crear los rangos de aprobación o rechazo de la solicitud de crédito.
- Validar el modelo de *credit scoring* diseñado para la “Entidad Oaxaqueña”, para conocer su nivel de predicción.

2.4 Hipótesis

Existe relación entre la calidad crediticia del solicitante de préstamo con su perfil y comportamiento crediticio.

Es posible clasificar a los solicitantes de crédito según su calidad crediticia a partir de un valor de probabilidad de no pago estimado en función de su perfil y de su comportamiento crediticio anterior.

2.5 Tipo y diseño de la investigación

La investigación es de tipo exploratorio, porque no se tienen registros de estudios previos de este tipo, es decir, se trata de un tema poco explorado, en el contexto en el que se presenta.

De acuerdo a la clasificación que realizan Hernández, Fernández y Baptista (2006) sobre los diseños de investigación, este estudio se puede ubicar dentro de un diseño de investigación no experimental transeccional o transversal que tiene como propósito describir las variables y analizar su incidencia e interrelación en un momento dado, de tipo correlacional dado que se pretende determinar la relación que existe entre el perfil del cliente y su comportamiento crediticio.

2.6 Población y muestra

Considerando las nueve sucursales, la base de datos de la “Entidad Oaxaqueña” cuenta con 3502 registros, de los cuales se seleccionarán aleatoriamente aquellos que contengan la información de las variables explicativas para la elaboración del modelo, por lo tanto, se tomarán en cuenta tanto clientes morosos, como clientes cumplidos.

Para determinar la muestra se utilizará un muestro estratificado aleatorio simple, por lo tanto, se seleccionarán sólo personas físicas que cuenten con la información completa en su expediente. La validación se realizará con créditos vigentes no examinados con anterioridad.

2.7 Recolección de datos

Selección de las variables

La selección de variables para el desarrollo de la presente investigación se determinará tomando en cuenta el proceso de crédito de la institución. Como se pretende analizar el cumplimiento o incumplimiento de pago en función del perfil del cliente, se tomará como variable dependiente el pago o no pago del crédito. Las variables independientes o predictoras que podrían permitir explicar el comportamiento de la variable dependiente, se han seleccionado tomando en cuenta, el proceso de crédito, es decir, los factores que la Entidad Oaxaqueña considera para la evaluación de crédito de cada solicitante.

Los factores que se consideran en una operación crediticia se pueden dividir en:

1. Variables relativas a la operación de crédito: la oficina gestora, el importe solicitado, el plazo, el destino del crédito, la garantía aportada, el monto de la amortización, entre otros.
2. Variables relativas al perfil del solicitante: están relacionadas con las características personales tales como: edad, estado civil, número de hijos, ocupación, nivel de ingresos, antigüedad en su trabajo, historial crediticio, entre otros.

La selección de variables pudiera llegar a ser muy grande, de esta manera se elegirán aquellas variables que sean más significativas para el modelo, por lo que primeramente se utilizarán todas las variables y después se utiliza el procedimiento de selección por pasos

sucesivos o *stepwise selection*, permitirá seleccionar el menor número posible de variables y la máxima capacidad predictiva (chi-cuadrado⁵ y anova⁶)

Instrumentos para recopilar información

Dada las características de la investigación se entrevistará al responsable del área de crédito de la sucursal Huajuapán, ya que no será necesario acudir con todas las sucursales por manejar un único manual de créditos para todas las oficinas, lo anterior para recopilar información relacionada con el proceso crediticio y los niveles de riesgo aceptable para la Entidad Oaxaqueña.

2.8 Procesamiento de la información

En la presente investigación se pretende determinar el perfil de los clientes que cumplen o incumplen su pago en la “Entidad Oaxaqueña”. Por tanto, se aplicará el método estadístico de regresión logística para el estudio de las variables, ya que se trata de un modelo apropiado para clasificar buenos y malos pagadores a la hora de reembolsar un crédito, dado que las variables que se manejarán son de tipo cuantitativas y cualitativas.

La regresión logística es la técnica más utilizada para la construcción de modelos de credit scoring. Esta técnica es menos restrictiva siendo una alternativa sobre la utilización del análisis discriminante. Con esta técnica, se puede introducir tanto variables categóricas como variables continuas. Además, con la construcción del modelo se puede obtener el grado de importancia relativa de cada una de las variables de entrada, así como la cuantificación de su efecto sobre la variable dependiente objeto de estudio. (Thomas et al., citado en Guajardo et al., 2006)

⁵ Chi-Cuadrado Usada para probar la fuerza de asociación entre dos variables cualitativas, también usada en datos categóricos.

⁶ Anova: Es usada para descubrir el efecto principal y los efectos de interacción de variables categóricas independientes sobre un intervalo de la variable dependiente

CAPÍTULO 3. LA ENTIDAD DE AHORRO Y CREDITO POPULAR

Para la ordenación de las variables, así como para los cálculos del modelo se utilizará el paquete estadístico SPSS 20, asimismo se analizarán las variables de manera descriptiva mediante cuadros, tablas, esquemas y gráficas.

Confirmación de acceso a la información

Debido a que la Entidad Oaxaqueña se encuentra en proceso de regulación ante la CNBV, es de gran importancia y necesario un modelo que permita evaluar el riesgo de crédito de los solicitantes, por tal motivo proporcionarán la información requerida para el diseño del modelo *credit scoring*.

Capítulo 3

La Entidad de Ahorro y Crédito Popular

3.1 Antecedentes y ubicación

A principios de 1988 se comienza a instruir a un grupo de ciudadanos del pueblo de Yolomecatl para trabajar en un proyecto para la creación de una caja de ahorro; y así el 7 de mayo de ese año, ante un evento desarrollado ante las autoridades tanto religiosas como públicas del pueblo, un grupo de 25 socios constituyen la Entidad de Ahorro y Crédito Popular que para efectos de la investigación llamamos Entidad Oaxaqueña.

Promoviendo los principios y valores cooperativos, manteniendo un contacto permanente con el movimiento cooperativo organizado del país, formando parte de la federación sureste, quien a su vez formaba parte de la Confederación Mexicana de Cajas Populares, recibía asistencia técnica para ir capacitando a sus socios y empleados sobre el buen manejo de los recursos, así como la capacitación necesaria para el fomento de una forma de vida, sustentada en la filosofía de cooperación.

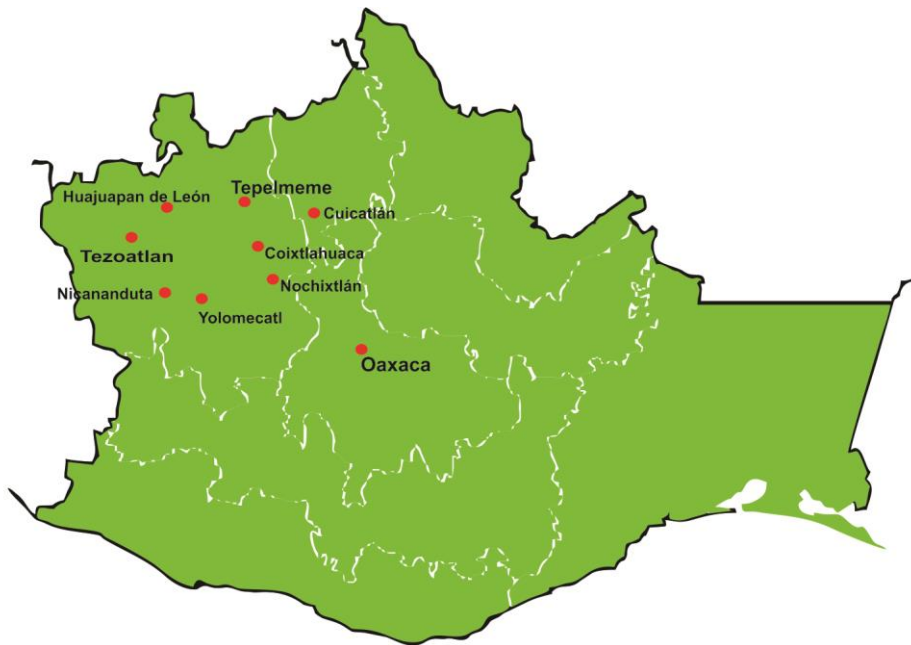
Los esfuerzos de fomentar la cultura del ahorro, que permitiera el progreso económico de los socios a través del préstamo, continuaron y en 1994 con el afán de alcanzar reconocimiento jurídico, un grupo de 130 cajas populares comienzan los trabajos de integración hacia la construcción de una sola Sociedad de Ahorro y Préstamo (SAP) a nivel nacional. Sin embargo, después de valorar las ventajas y desventajas de un proceso de integración nacional, y al conocerse las reformas de la Ley de Ahorro y Crédito Popular (LACP), en donde se reconoce a las SAP; se hace una evaluación por parte de la asamblea de socios de la cooperativa, y se decide no participar en el proceso de constitución de la caja única nacional, sin embargo, se opta por la constitución formal de la Entidad Oaxaqueña en septiembre de 1995. (Manual de organización de Entidad Oaxaqueña, 2004)

CAPÍTULO 3. LA ENTIDAD DE AHORRO Y CREDITO POPULAR

El objetivo de la Cooperativa desde sus inicios ha sido extender los servicios financieros a las personas que más lo necesitan. Para ello se basa en los principios de colaboración y solidaridad.

En la actualidad la Entidad Oaxaqueña cuenta con nueve sucursales en el territorio oaxaqueño como se aprecia en la Figura 1 y se encuentra bajo la supervisión de la Comisión Nacional Bancaria y de Valores, se rige por las normas de la Ley de Ahorro y Crédito Popular y su reglamento publicados en el Diario Oficial de la Federación (DOF) el 24 de junio de 2001.

Figura 1. Ubicación de sucursales de Entidad Oaxaqueña



Fuente: Elaboración propia con datos de la entidad

3.1.1 Objetivos organizacionales

Misión

“Somos una sociedad cooperativa que proporciona servicios de ahorro y crédito con honestidad y responsabilidad logrando con esto un mejor nivel de vida de nuestros socios y su familia a través de un uso eficaz y eficiente de los recursos”. (Manual de organización de Entidad Oaxaqueña, 2004)

Visión

El Plan Estratégico de Desarrollo de la Cooperativa contempla las perspectivas que se tienen para lograr sus objetivos a través de la visión que se describe a continuación:

“Ser una entidad de ahorro y crédito popular competitiva y líder para ofrecer servicios de calidad distinguidos por la honestidad en la captación y responsabilidad en la colocación de los recursos de nuestros asociados”. (Manual de organización de Entidad Oaxaqueña, 2004)

3.1.2 Valores institucionales

Ayuda mutua. Es la fuerza que se genera entre las personas para que una participación compartida impulse el logro de fines comunes manifiestos en la misión de la entidad.

Responsabilidad. Cualidad imperativamente obligada en la entidad ya que todos los actos de un individuo, deben de asumir una actitud que tenga capacidad de respuesta ante una obligación contraída.

Honestidad. La forma en que se administra debe ser en todo momento con honradez y probidad, para poder responder a los miembros de la entidad y no defraudar la confianza de ninguno de ellos. Por ello los socios, directivos y empleados deberán demostrar este valor en sus actos.

Transparencia. La administración de los bienes de la entidad se deberá manejar con claridad y con apego a las normas internas y externas que la obligan, de manera que los

actos de conducta de socios, empleados y directivos son conocidos por todos los involucrados.

Igualdad. En la cooperativa nadie debe ni puede ser tratado de manera preferente, todos tienen los mismos derechos y las mismas obligaciones, a la luz de la organización.

Equidad. El trato hacia las personas no nada más debe desarrollarse con igualdad, debe fundamentar además la observancia de un trato justo; esto es, con rectitud darle y exigirle a cada quien lo que le corresponde.

Solidaridad. El valor quizás más importante pero a la vez, el que ocasiona más compromiso hacia las personas que hacen realidad el espíritu de la cooperación, es sin duda este, la determinación firme y perseverante de empeñarse por el bien de todos para el bien común es el punto fundamental de la institución. (Manual de organización de Entidad Oaxaqueña, 2004)

3.2 Estructura Organizacional

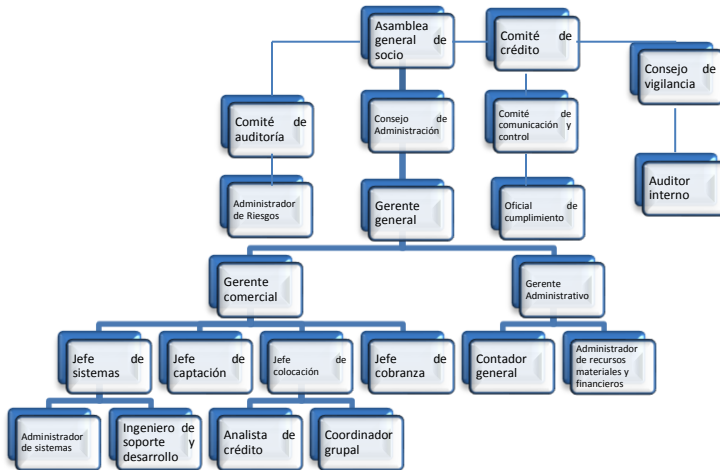
La estructura organizacional es una de las características primordiales con la que toda entidad debe contar, la estructura organizativa de la entidad que nos ocupa ha sufrido varios cambios durante su tiempo de operación; sin embargo, siempre se ha buscado una distribución que permita la eficacia de sus funciones y procesos.

Para poder sistematizar el trabajo, es necesario que se defina en forma adecuada la responsabilidad esto implica precisar quien llevará a cabo cada labor, además de la asignación de los recursos necesarios para que las tareas sean llevadas a cabo en tiempo y forma. Es decir, para llevar a cabo los planes y programas se hace necesaria la coordinación de recursos humanos, materiales y financieros, sin ello no se podrían cumplir los objetivos planteados por lo anterior es una tema de vital importancia para la operación de la Entidad Oaxaqueña.

La Figura 2 muestra la estructura organizacional de la Entidad Oaxaqueña actual, con ello buscan articular todas las funciones, establecer líneas de comunicación adecuadas, dar a

conocer la estructura de la empresa, así como las relaciones entre los diferentes puestos de trabajo creando un ambiente laboral adecuado que permita ofrecer mejores servicios al público.

Figura 2. Estructura organizacional de la Entidad Oaxaqueña



Fuente: Organigrama extraído de manual organizacional de la entidad

3.3 Productos y servicios ofrecidos

El objetivo de la Entidad Oaxaqueña es buscar el beneficio de sus socios. Ante ello, ha creado productos y servicios financieros que se encuentran en función de las necesidades de sus clientes.

Cuentas de pasivo:

- Ahorro solución
- Ahorro futuro
- Ahorro futuro infantil
- Invergana
- Invergana grupal

Cuentas de activo:

- Credisolución
- Credihogar
- Credicampo
- Crediunión

- Credifácil
- Autoestrena
- Credimático

Pagos y Transferencias

- Remesas nacionales
- Remesas internacionales
- Ventas de microseguros
- Ventas de tiempo aire
- Pagos de recibo de luz
- Cobro de servicios.

3.4 El proceso de crédito

Desde el momento en que el cliente presenta su solicitud de crédito y hasta que la institución toma la decisión de otorgar o no el crédito, se debe de tomar el tiempo necesario para la evaluación de dicha solicitud. Una vez que la decisión ha sido tomada, la institución formaliza la operación y efectúa los trámites correspondientes. Desde ese momento hasta el pago total del crédito, se hace necesario dar seguimiento continuo a la operación crediticia con el objetivo de que el crédito otorgado sea totalmente pagado.

Establecer la metodología para el otorgamiento de créditos es de vital importancia, además de que dicha metodología debe de ser adecuada para la institución, también deberá satisfacer las normas y requerimientos que para ello determine la CNBV y diversas leyes que regulan dicha materia.

Objetivos de la metodología de otorgamiento de créditos:

- Ordenar y controlar el proceso de identificación, búsqueda, obtención y atención de clientes.
- Mantener una adecuada relación entre el riesgo de crédito y la sustentabilidad de la institución.
- Establecer responsabilidades para cada función.

La investigación, evaluación y análisis de crédito consiste en la realización de un estudio contable y económico-financiero que realiza una institución financiera con el fin de apreciar y poner de manifiesto los factores que facilitan o impiden la recuperación normal del dinero que se está solicitando, se busca con ello evaluar la naturaleza y extensión del riesgo, entendiéndose por esto la posibilidad de que no se pueda recuperar las cantidades dadas en préstamos o que se demore o se retarde su cancelación (Torres, 2006).

Como se mencionó anteriormente este es uno de los problemas más complejos que deben de enfrentar las instituciones cuya actividad primordial es el otorgamiento de créditos, porque en este análisis puede radicar el éxito o fracaso de la operación que se está tramitando.

Si bien es cierto que la investigación, evaluación y análisis de crédito son esenciales en los procesos crediticios los instrumentos técnicos también deben de ir acompañados del buen juicio y habilidades de la persona o personas encargadas que deben tomar la decisión final.

La prontitud con que se determine que una operación no llegará a buen fin permitirá que la institución no incurra en altos costos que implica el paso de una a otra etapa. Asimismo si ya fue cursada una operación, el propósito del proceso de crédito es identificar posibles situaciones de no pago en el futuro, induciendo a que los ejecutivos adopten las medidas tendientes a mejorar la posición financiera de la institución ante el posible incumplimiento de un deudor. Para ello es necesario llevar a cabo el proceso de crédito con las siguientes etapas:

1. Entrevista con el cliente.
2. Recepción de documentos.
3. Verificación e informe del crédito.
4. Análisis, evaluación y calificación de crédito.
5. Formalización de la operación.
6. Desembolso o entrega del crédito
7. Seguimiento del crédito.
8. Cobranza

3.4.1 Entrevista con el cliente.

En esta etapa se inicia la relación con el solicitante. Se le informa al solicitante sobre los requisitos necesarios para que se le pueda otorgar un crédito. El personal de la institución procede a recabar información necesaria para llenar la solicitud de crédito, con ello se informa sobre el tipo de crédito que desea y se verifica que sea miembro de la institución, si el solicitante es socio de la institución se procede a tomar solicitud y si no lo es se le remite al departamento de admisión para proceder con su inscripción.

3.4.2 Recepción de documentos.

Después de la solicitud y entrevista con el cliente, se inicia un periodo de recopilación de información que ha de permitir detectar los diferentes factores de riesgo e iniciar su valoración para determinar la conveniencia o no de formalizar la operación y las condiciones de la misma.

El solicitante presenta la información con los documentos de respaldo. La solicitud debe estar debidamente requisitada (datos personales, información y firma del solicitante). Se anexará a la solicitud de crédito un documento en el cual el solicitante autoriza a la institución la consulta en el buró de crédito.

3.4.3 Verificación e informe del crédito.

Una vez que la información esté completa se procede a realizar una investigación con el objetivo de verificar físicamente la dirección de su casa, negocio o empleo, corroborando la veracidad de las declaraciones del cliente. La persona asignada para corroborar la información del solicitante acude a verificar los datos anteriores y los asienta en un documento.

Los datos asentados en la solicitud de crédito son corroborados y actualizados en caso de un segundo crédito, esta fase es de vital importancia, la información recabada y verificada se utiliza para conformar el expediente del cliente, el mismo contiene información personal

que servirá en la fase de evaluación tanto para el crédito en trámite, así como para futuros préstamos.

En esta etapa el objetivo es conseguir información valiosa que aporte elementos para el análisis y evaluación de la voluntad y capacidad de pago del solicitante, incluyendo los riesgos.

Con la verificación se contribuye a mejorar la calidad de información para evaluación de crédito y actualización de datos, de este modo se puede visualizar mejor el perfil del solicitante siendo esto un pilar importante para el diseño de *credit scoring*.

Posterior a la verificación se elabora un informe detallado de la información recabada, siendo muy claros y precisos en las declaraciones con la finalidad de que no surjan dudas en el análisis y evaluación de la solicitud, y con ello se demore más la decisión de aprobación. Una vez entregado el informe la persona encargada debe de dar atención a cualquier aclaración que surja en la fase de análisis y evaluación.

3.4.4 Análisis, evaluación y calificación del crédito.

Después de verificar que la información y documentación se encuentra completa, se procede a analizar para evaluar la solicitud y determinar la solvencia moral y económica del solicitante, así como sus garantías.

Para el análisis y evaluación de la solicitud de crédito se toman en cuenta los factores fundamentales del análisis de riesgo tales como cliente, operación y garantías que se muestran en la Figura 3.

La fase de evaluación de las solicitudes de crédito se hace con total objetividad, el analista o la persona encargada tiene amplia experiencia para no tener sesgos en su apreciación y poder realizar un buen trabajo de valoración.

Derivada del análisis se emite una opinión razonable respecto de la solicitud de crédito; ya sea aprobada o rechazada.

La emisión de dicha opinión es la base para una calificación de crédito correcta y confiable, la negación de un crédito debe ser debidamente fundamentada por lo que es importante concretar bien esta fase del proceso.

Figura 3. Principales factores del análisis crediticio

<p>CLIENTE</p>	<p>1. Relación y conocimiento del cliente. ¿Qué experiencia tenemos con el cliente? ¿Cuáles son sus hábitos de actuación?, ¿Qué antigüedad tiene en la institución?, ¿Cuántos créditos se le han otorgado?</p> <p>2. Capacidad de pago. El riesgo del otorgamiento de crédito se puede reducir evaluando correctamente la capacidad que tiene la unidad familiar de cumplir con la cuota del pago. El préstamo se otorga porque se espera que sea pagado, por lo que es necesario conocer la fuente de los recursos que servirán para dicho pago, así como los gastos que efectúan, esta es la variable básica del análisis crediticio.</p> <p>3. Solvencia Moral. Nos podemos referir a ella como la capacidad moral del solicitante, que se puede medir por la honestidad y responsabilidad personal para afrontar el cumplimiento de sus pagos. También puede ser de gran ayuda la información que proporcione el analista de crédito de este modo contará con información cualitativa del solicitante desde el primer contacto, y ello dependerá de la habilidad que tenga para detectar señales que ayuden a determinar el grado de solvencia moral posee el cliente.</p>
<p>OPERACIÓN</p>	<p>4. Destino del crédito. El conocimiento del uso que tendrán los recursos a financiar es importante para el análisis, porque de ello depende en gran medida la devolución. Las actividades especulativas, ilegales o de dudosa reputación no serán financiadas.</p> <p>5. Tipo de operación. Producto, tasa, monto, plazo para su cancelación, etc.</p>
<p>GARANTÍAS</p>	<p>6. Garantías aportadas. Como complemento a la operación crediticia, pero sin sustituir a la capacidad de pago sirven como respaldo en caso de incumplimiento, por lo que reducen el riesgo asumido por el otorgamiento y forman parte importante del análisis.</p>

Fuente: Elaboración propia con información de la Entidad Oaxaqueña.

Con los resultados obtenidos es posible determinar:

- Si se otorga el crédito
- Las condiciones del crédito
- El riesgo que implica el otorgamiento y la manera en que se puede disminuir los factores de dicho riesgo.

Una vez analizada la solicitud se presentan las conclusiones donde se especifica si es aprobado o no, dicha decisión corresponderá al comité de crédito, Gerente o encargado de sucursal, según lo dicten las políticas de otorgamiento, así como las características de la operación. Además se notifica al cliente los resultados de su solicitud, en caso de ser denegada se procederá a informar al solicitante las razones por las que su solicitud no fue aprobada y se archiva la solicitud. Si es aprobada continúa la formalización de la operación.

3.4.5 Formalización de la operación.

Una vez aprobada la solicitud se formaliza la operación según el tipo de crédito y garantía requerida por la institución, se imprime el pagaré a la orden de la institución y se recabará las firmas correspondientes de deudor y avales, antes de ser acreditado, de igual forma se entrega al socio su plan de pagos en el que podrá visualizar las fechas de sus abonos a cuenta del crédito.

3.4.6 Desembolso o entrega del crédito.

Una vez cubiertos todos los aspectos legales de la operación se procede a entregar el crédito al beneficiario. Dicho crédito será emitido en efectivo o con cheque, según el tipo de crédito que se entregue, recabando de igual forma la firma de recibido.

3.4.7 Seguimiento del crédito.

Los cambios externos propician que las entidades financieras deban monitorear y revisar constantemente su cartera de créditos. La Entidad Oaxaqueña no es la excepción, en ella se revisa y analiza constantemente la información y la historia de pagos de cada uno de sus clientes, de este modo se identifica y maneja tanto el incremento de la morosidad como los diversos factores que puedan afectar su cartera.

Se da seguimiento a la operación crediticia, el monitoreo del pago durante la vigencia del crédito es importante para evaluar el cumplimiento del acreditado, pero sobre todo para mantener bajo control los niveles de morosidad que puedan afectar la estabilidad financiera de la institución.

3.4.8 Cobranza

La gestión de cobranza dentro de la institución tiene como principal objetivo el incremento de los índices de recuperación de cartera, los clientes morosos son una verdadera amenaza para las finanzas de toda institución crediticia. Por eso cuando la mora es temprana la gestión se realiza de manera personalizada de modo que se propicie la interacción con el cliente y se facilite la recuperación, las llamadas telefónicas resultan una buena herramienta en esta tarea.

Cuando la mora es mayor se requiere de una cobranza extrajudicial⁷ o judicial en la cual el deudor es llevado a juicio para la recuperación del crédito, este proceso puede durar mucho tiempo, incluso años, y suele ser desgastante tanto para el cliente como para la entidad, la cobranza judicial puede incluir el embargo de bienes, ante la negativa de pago del deudor.

Las estrategias de cobranza deben de ser cautelosas con el fin de no desperdiciar recursos que puedan ser empleados en actividades que generen dinero, razón por la cual cada caso de mora es analizado detenidamente y se toma la decisión que más convenga a la institución después de valorar los casos.

⁷Cobranza extrajudicial es la que se hace antes de empezar algún proceso legal para advertirle al cliente que se empezará un proceso judicial si no cumple con el compromiso de pago adquirido. Andrea (2004)

Las diferentes etapas del proceso de crédito como se muestra en la Figura 4, son parte importante de las operaciones financieras de la institución y es importante apoyar dicho proceso con herramientas que faciliten y agilicen la toma de decisiones para la concesión de créditos.

Figura 4. Etapas del proceso de crédito



Fuente: Elaboración propia con información de Entidad Oaxaqueña

Capítulo 4.

Diseño de *credit scoring* para una Entidad de Ahorro y Crédito Popular

4.1 Metodología

4.1.1 Generalidades

El presente trabajo pretende el diseño de un *credit scoring* que permita la evaluación de los sujetos de crédito en una EACP, dicha evaluación será a partir del análisis de perfiles de clientes de la institución, de éste modo se podrá predecir el incumplimiento de pago futuro asociado a una operación crediticia.

Al analizar los perfiles de clientes de la institución se podrá obtener una calificación para cada uno de ellos que permitirá distinguir a los clientes cumplidos de los incumplidos, agilizar el proceso de crédito, así como prevenir la morosidad de la institución.

El diseño de *credit scoring* será una herramienta que nos apoye en la toma de decisiones, en este caso para el rechazo de una puntuación baja o la aprobación inmediata para los puntos más altos, proporcionando rápidamente el índice de riesgo asociado a esa evaluación.

Antes de comenzar con el diseño de *credit scoring* es de vital importancia definir el término “clientes cumplidos” y “clientes incumplidos”, con la finalidad de discriminar correctamente nuestra base de datos.

4.1.1.1 Definición de incumplimiento de pago

Para el diseño de *credit scoring* es necesario distinguir a los clientes cumplidos de los incumplidos. Establecer que un cliente es incumplido no implica necesariamente que todos los restantes sean cumplidos, es decir, existen muchos tipos de clientes dentro de una entidad. Se pueden encontrar clientes que no se pueden clasificar ni como cumplidos ni como incumplidos, es decir, que se encuentran en el punto medio del análisis, y también

hay clientes cuya situación simplemente no se puede emitir un juicio pues no se cuenta con historial alguno que nos pueda decir cómo serán en el futuro (Flores, 2009) .

Por lo anterior es importante la definición de lo que se considera cliente cumplido y cliente incumplido. La forma como lo definamos va a tener un efecto sobre los resultados del *credit scoring* por ese motivo es importante definirlos de forma adecuada.

Específicamente, el incumplimiento es la falta de pago pactado dentro del período establecido previamente, o efectuar el pago tardíamente con condiciones distintas a las pactadas.

El incumplimiento de pago debe definirse con cautela, por lo que es necesario identificar todo atraso que conlleve un costo para la organización. Para ello según Rayo et al., (2010) se deben verificar las siguientes condiciones:

- a) El atraso percibido debe ser real y no estimado, según fechas concretas marcadas en la contratación del crédito, en función del método estipulado para su amortización por las partes contratantes.
- b) El atraso debe producirse en, al menos, una cuota de amortización del crédito.
- c) El atraso considerado debe suponer un incremento en el costo para la entidad, que generalmente suele darse en términos de costos administrativos, debido a que se tiene que desembolsar más recurso para dar seguimiento y gestionar el pago de un crédito cuyo reembolso mantiene un retraso considerable.

4.1.1.2 Características a discriminar

Para el caso de la presente investigación se tomará como atraso o incumplimiento aquellos créditos que presentan 15 días de mora desde el vencimiento, presentando al menos una cuota de atraso. En el estudio un modelo de calificación de riesgo de morosidad para los créditos de una organización de microfinanzas en Bolivia, Mark Shreiner (1999) afirma que “un atraso costoso se define como un atraso de 15 días o más, por lo que se tomará en cuenta este criterio que en Microfinanzas según el Banco de Desarrollo Internacional (BID) 2010, se recomienda por la falta de garantías realizables.

4.1.1.3 Análisis de la solicitud de crédito

La solicitud de crédito

Para diseñar un modelo de *credit scoring* es necesario hacer una revisión de la solicitud de crédito, dado que es fundamental para determinar el perfil del solicitante de crédito, en dicho documento se sintetizan de manera ordenada los datos personales, financieros, laborales, avales, entre otros datos que podrían servir para un buen diseño de *credit scoring*, como se mencionó anteriormente, con la solicitud de crédito se da un paso importante en el proceso de crédito de la organización, por lo que requiere de un formato que proporcione datos relevantes encaminados al conocimiento del cliente. Sin embargo, en las solicitudes de crédito se pueden presentar las siguientes fallas:

- a) Información escasa: Cuando la empresa desea minimizar los procesos y procedimientos de otorgamiento de crédito para acelerar la aprobación y atraer clientela, cae en el error de ajustar la solicitud de crédito situación que llevan a perder información que podría ser relevante para la evaluación del sujeto de crédito.
- b) Información irrelevante: Algunos formatos de solicitud crediticia revelan información innecesaria que no aporta datos productivos a la identificación y evaluación del cliente, por lo que no logra su propósito en el proceso de crédito. Los espacios sólo ocupan lugares en el documento que muchas veces no son ni siquiera llenados por el oficial de crédito, por lo que hacen tedioso el otorgamiento crediticio.
- c) Información falsa: En muchas ocasiones la información asentada está falseada con la intención de que el crédito sea otorgado, se suelen aumentar los ingresos, disminuir las deudas o simplemente se omite información que pueda perjudicar al cliente. Esto sucede cuando el personal de crédito no está realmente comprometido con la institución o cuando su sueldo está condicionado al volumen de créditos que se otorga.

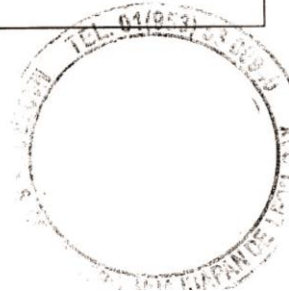
CAPÍTULO 4. DISEÑO DE CREDIT SCORING PARA UNA ENTIDAD DE AHORRO Y CRÉDITO POPULAR

Para el caso de la institución objeto de estudio, la solicitud de crédito se puede visualizar en la Figura 5 a, 5b y 5c, la cual contempla los siguientes datos:

Figura 5a. Datos de solicitud de crédito de la Entidad Oaxaqueña

SOLICITUD DE CRÉDITO					
Ahorro y Crédito Popular					
Solicitud No: 11969		Clave socio: 005-		Fecha: 2013-08-23	
DATOS DEL SOCIO					
Nombre:		R.F.C.:		CURP:	
Domicilio:	HEROICA CIUDAD DE HUAJUAPAN DE LEON , OAXACA			Telefono:	
C.P.:					
Escolaridad:	PRIMARIA	Edad :	23		
Estado Civil:	UNION LIBRE	Regimen Matrimonial:	NO APLICA		
DATOS LABORALES					
Empresa en donde trabaja:					
Domicilio de la Empresa:					
Ocupación:	EMPLEADO SECTOR PUBLICO	Telefono:			
DATOS SOCIECONÓMICOS					
Vivienda:	RENTADA	Antigüedad:	1 AÑO		
Ingresos mensuales:	\$ 10,000.00	Valor de propiedades:	\$ 0.00		
Gastos Mensuales:	\$ 5,000.00	Deudas fuera de la caja:	\$ 0.00		
Fecha de inscripción a la caja:	23 DE AGOSTO DE 2013				
Nombre de la Esposa(o) y/o Conyugue:					
Dependientes económicos:	0				
SALDOS DEL SOCIO					
HABERES	CREDITO1	CREDITO2	CREDITO3	SOCIOS AVALADOS	
Parte Social:	\$ 500.00				
Parte Social P3:	\$ 0.00				
Ahorro Solución:	\$ 0.00				
Plazo fijo:	\$ 0.00				
DATOS DEL CREDITO					
Tipo de Producto:	CREDIUNION CONSUMO			Monto Solicitado:	\$ 4000.00
Cuenta de Respaldo del Crédito:	AHORRO			Tasa Ordinaria:	56.88
Plazo:	15 abono(s) por \$ 226.81 c/u y un último pago de \$ 274.67			Tasa Moratoria:	64.62
Finalidad:	INVERSION DE NEGOCIO-CAPITAL DE TRABAJO-				

Nombre y firma del Socio



Fuente: Elaboración de la Entidad Oaxaqueña

Figura 5b . Datos de solicitud de crédito de la Entidad Oaxaqueña

SOLICITUD DE CRÉDITO

TIPO DE GARANTIAS (Reales, Hipotecaria, Prendaria)					
Nombre del aval (1):			Estado Civil: SOLTERO(A)		
Domicilio:			Ciudad: HEROICA CIUDAD DE HUAJUAPAN DE LEON		
Teléfono:			Código Postal: 69000		
Fecha de Ingreso a la Cooperativa: 2013-08-19			Nombre Esposo(a): NO APLICA		
HABERES	CREDITO1	CREDITO2	CREDITO3	SOCIOS AVALADOS	
Parte Social: \$ 500.00	Monto:				
Parte Social P3: \$ 0.00	Saldo:				
Ahorro Solución: \$.00	Status:				
Plazo fijo: \$0.00					
Nombre del aval (2):			Estado Civil: UNION LIBRE		
Domicilio:			Ciudad: HEROICA CIUDAD DE HUAJUAPAN DE LEON		
Teléfono:			Código Postal: 69000		
Fecha de Ingreso a la Cooperativa: 2013-08-23			Nombre Esposo(a):		
HABERES	CREDITO1	CREDITO2	CREDITO3	SOCIOS AVALADOS	
Parte Social: \$ 500.00	Monto:				
Parte Social P3: \$ 0.00	Saldo:				
Ahorro Solución: \$.00	Status:				
Plazo fijo: \$0.00					
Nombre del aval (3):			Estado Civil:		
Domicilio:			Ciudad:		
Teléfono:			Código Postal:		
Fecha de Ingreso a la Cooperativa:			Nombre Esposo(a):		
HABERES	CREDITO1	CREDITO2	CREDITO3	SOCIOS AVALADOS	
Parte Social: \$	Monto:				
Parte Social P3: \$	Saldo:				
Ahorro Solución: \$	Status:				
Plazo fijo: \$					

RESOLUCION DEL CREDITO			
COMITÉ DE CREDITO ()	SUBCOMITE DE CREDITO ()	FECHA DE RESOLUCION:	ACTA No.:
Esta solicitud fue: Autorizada <u>X</u>	Aplazada _____	Rechazada _____	
Por la cantidad de \$ <u>4,000.00</u>	a un Plazo de <u>16 semanas</u>	Tasa Ordinaria <u>56.88%</u>	
Tasa Moratoria <u>64.62%</u>	% Reciprocidad: \$ <u>0</u>	No. Avales: <u>0</u>	
No. Deudor solidario _____	Producto <u>Credionion</u>	<u>Consumo</u>	
Observaciones: _____			
_____	_____	_____	
PRESIDENTE	SECRETARIO	VICEPRESIDENTE	

Fuente: Elaboración de la Entidad Oaxaqueña

Figura 5c. Datos de solicitud de crédito de la Entidad Oaxaqueña

FUENTE DE INGRESOS			
A) Ingresos Principal <input checked="" type="checkbox"/> Laboral <input type="checkbox"/> Comercial <input type="checkbox"/> De terceros			
Nombre de la Empresa / Comercio / Actividad Comercial / Nombre del Tercero		Giro	
Dirección		Ingresos	
2.500.00			
Calle		No. Ext./No. Int.	
Centro		Huajuapán	
Ciudad - Localidad		Municipio	
		Oaxaca	
		Estado	
		CP	
Detalles de la Actividad Laboral (puesto desempleado), Actividad Comercial o Actividad del Tercero			
B) Ingreso Adicional <input checked="" type="checkbox"/> Laboral <input type="checkbox"/> Comercial <input type="checkbox"/> De terceros			
Nombre de la Empresa / Comercio / Actividad Comercial / Nombre del Tercero		Giro	
Dirección		Ingresos	
Tortillería		\$1,000.00	
Calle		No. Ext./No. Int.	
Centro		Huajuapán	
Ciudad - Localidad		Municipio	
		Oaxaca	
		Estado	
		CP	
Detalles de la Actividad Laboral (puesto desempleado), Actividad Comercial o Actividad del Tercero			
Empleado de tortillería			
INFORMACIÓN DE LA VIVIENDA			
Servicio	Tipo de Vivienda	Hacinamiento	Habitaciones
Agua Potable <input checked="" type="checkbox"/>	Residencia <input type="checkbox"/>	Familia <input checked="" type="checkbox"/>	Sala <input checked="" type="checkbox"/>
Electricidad <input checked="" type="checkbox"/>	Interés Social <input checked="" type="checkbox"/>	Amigos <input type="checkbox"/>	Cocina <input checked="" type="checkbox"/>
Teléfono <input type="checkbox"/>	Departamento <input type="checkbox"/>	Parientes <input type="checkbox"/>	Comedor <input checked="" type="checkbox"/>
Drenaje <input checked="" type="checkbox"/>	Vecindad <input type="checkbox"/>	Otros <input type="checkbox"/>	No. Recamaras <input type="checkbox"/> 2
TV Satelital - Cable <input type="checkbox"/>		No. de Personas <input type="checkbox"/> 3	Cochera <input type="checkbox"/>
Internet <input type="checkbox"/>			Baños <input checked="" type="checkbox"/>
Tipo de construcción		electrodomesticos	
Paredes Concreto <input checked="" type="checkbox"/>	Piso de concreto / Loseta <input checked="" type="checkbox"/>	Estéreo <input type="checkbox"/>	Televisor <input checked="" type="checkbox"/>
Paredes Madera <input type="checkbox"/>	Piso de Tierra <input type="checkbox"/>	Estufa <input checked="" type="checkbox"/>	Lavadora <input checked="" type="checkbox"/>
Paredes Lamina <input type="checkbox"/>	Piso de Ladrillo <input type="checkbox"/>	Computadoras <input type="checkbox"/>	Refrigerador <input type="checkbox"/>
Losa de Concreto <input checked="" type="checkbox"/>		Condiciones de la Propiedad	
Techo de Lámina <input type="checkbox"/>		<input checked="" type="checkbox"/> Privada	Clave Catastral: _____
Techo de Teja <input type="checkbox"/>		<input type="checkbox"/> Ejidal - Comunal	Inscripción: _____
			Fecha Inscripción: _____
Observaciones del Investigador <i>La señora trabaja en [un lugar] y anteriormente había dado una dirección de domicilio errónea, pero nuevamente se le volvió a pedir el recibo y se pudo dar con su paradero</i>			
FIRMA DEL SOLICITANTE		FIRMA DEL INVESTIGADOR	
Declaro que todos los datos asentados son verdaderos, y podrán ser verificados en cualquier momento para emitir un dictamen sobre el crédito solicitado. La presente solicitud no es compromiso para el otorgamiento del crédito, lo cual corresponde a la cooperativa Autorizar, Rechazar o Modificar el Monto solicitado.		FECHA DE INVESTIGACIÓN: 14 08 1988	
Nombre y Firma del solicitante		VERIFICÓ	
_____		Nombre y Firma de Ejecutivo	
_____		_____	

- | | | | |
|--|--|---|--|
| <input type="checkbox"/> Check List de Crédito | <input type="checkbox"/> Investigación Crédito Solicitante | <input type="checkbox"/> Fotografías Negocio | <input type="checkbox"/> Reporte de Buro Crédito |
| <input type="checkbox"/> Solicitud de crédito | <input type="checkbox"/> Croquis Localización | <input type="checkbox"/> Comprobante de Ingresos | <input type="checkbox"/> Garantías Propuestas |
| <input type="checkbox"/> Reporte Análisis de crédito | <input type="checkbox"/> Fotografías Domicilio | <input type="checkbox"/> Autorización consulta a Buro | |

Fuente: Elaboración de la Entidad Oaxaqueña

A partir del análisis de los datos de las solicitudes de crédito podemos conformar nuestra base de datos.

4.2 Selección de la muestra.

La base de datos proporcionada contó originalmente con 3502 registros de los cuales fueron eliminados 68 por falta de información o por que fueron créditos de reciente desembolso, razón por la cual lógicamente no presentan morosidad al tener un periodo de tiempo corto.

De los 3502 registros originales solo resultaron adecuados para incluirlos en nuestra muestra, 3434 registros de clientes con crédito dentro de la institución como se aprecia en el Cuadro 2. Se incluyeron las carteras de todas y cada una de las sucursales de la Entidad Oaxaqueña que cuentan con información suficiente y detallada para poder conformar la base de datos, de tal manera que cada oficina aportó los siguientes registros:

Cuadro 2. Registros aportados por sucursal

Sucursal	No de registros
Yolomecatl	627
Nochixtlán	529
Oaxaca	596
Huajuapán	574
Nicananduta	136
Coixtlahuaca	404
Tepelmeme	207
Tezoatlán	142
Cuicatlán	219
Total de registros	3434

Fuente: Elaboración propia con la base de datos de la Entidad oaxaqueña

4.2.1 Conformación de la base de datos

La base de datos de la institución cuenta con mucha información por lo que la depuración de la misma es un proceso importante para el diseño del modelo de *credit scoring*. La conformación de la información que forma parte de la base de datos se llevó a cabo con mucha rigurosidad con la finalidad de evitar caer en errores de apreciación que puedan afectar la estimación del modelo.

La información que fue proporcionada por la Entidad Oaxaqueña maneja un buen nivel de relevancia por lo que solamente se necesitaron depurar algunas inconsistencias.

Para la presente investigación se tomaron en cuenta las siguientes consideraciones:

- Datos de la cartera desde enero de 2008 a junio de 2013
- El número de registros tomados en cuenta fueron 3434
- Las variables encontradas a través de la revisión del proceso crediticio, así como de las solicitudes de préstamos y del expediente del cliente fueron 23, las cuales podemos clasificar en cualitativas y cuantitativas, como puede visualizarse en el Cuadro 3.

Cuadro 3. Variables Identificadas

No DE VARIABLE	VARIABLE	TIPO
1	SUCURSAL	Cualitativa
2	EDAD	Cuantitativa
3	CATEGORIA	Cualitativa
4	ESTUDIOS	Cualitativa
5	ESTADO CIVIL	Cualitativa
6	OCUPACION	Cualitativa
7	TIPO CASA	Cualitativa
8	ANTIGÜEDAD EN LA CAJA	Cuantitativa
9	TIPO DE CÁLCULO	Cualitativa
10	PRODUCTO	Cualitativa
11	No DE PAGOS	Cuantitativa
12	MONTO	Cuantitativa
13	TASA	Cuantitativa
14	GÉNERO	Cualitativa
15	FECHA DE VENCIMIENTO	Cuantitativa
16	FECHA DE OTORGAMIENTO	Cuantitativa
17	VIGENTE O VENCIDO	Cualitativa
18	DÍAS DE MORA	Cuantitativa
19	PROFESIÓN	Cualitativa
20	NÚMERO DE SOCIO	Cuantitativa
21	CONDICIONES	Cualitativa
22	TIPO DE GARANTÍA	Cualitativa
23	VALOR DE GARANTÍA	Cuantitativa

Fuente: Elaboración propia con base de datos de Entidad Oaxaqueña

4.3 Selección de las variables

Una vez que ya se tienen identificadas las variables, se tomaron en cuenta aquellas variables que presentaron completa la información y que son relevantes, por lo que se eliminaron las siguientes variables:

- FECHA DE VENCIMIENTO, FECHA DE OTORGAMIENTO ya que al tomar en cuenta la variable No DE PAGOS podemos saber el plazo que maneja el crédito.
- VIGENTE O VENCIDO ya que directamente al tomar en cuenta “DÍAS DE MORA” nos percatamos si el crédito está vencido.
- PROFESIÓN no cuenta con información suficiente para ser incluida. En las solicitudes de crédito los registros que se encontraron son inconsistentes o se encuentran incompletos.
- NÚMERO DE SOCIO es irrelevante para nuestro estudio
- CONDICIONES manejan la mismas para todos los clientes por lo que no hay forma de clasificarlos por medio de dicha variable
- TIPO DE GARANTÍAS, por información insuficiente.
- VALOR GARANTÍA por inconsistencia en información

4.4 Definición de las variables explicativas

A continuación se presentan las variables seleccionadas, previo análisis de la información proporcionada por la institución, así como las categorías con que cuenta cada una de ellas:

1. **Sucursal** : Es el lugar donde fue solicitado el crédito, en este caso podría ser en cualquiera de las nueve sucursales:
 - Yolomecatl
 - Nochixtlán
 - Oaxaca
 - Huajuapán de León
 - Nicananduta
 - Tepelmeme
 - Coixtlahuaca
 - Tezoatlán

- Cuicatlán

2. Edad: La edad del prestatario, se divide en 5 categorías

- 18 a 25 años
- 26 a 35 años
- 36 a 45 años
- 46 años a 55 años
- Más de 55 años

3. Buró de crédito interno: Se refiere a la calificación interna de cada uno de los clientes, la entidad cuenta con 5 categorías para este fin:

- A+,A= Riesgo normal
- B+,B-,B= Riesgo aceptable
- C+,C-,C= Riesgo medio
- D+, D, = Riesgo significativo
- E Y N= Riesgo Alto
- N/A= Riesgo de incobrabilidad

4. Estudios: Se refiere al grado de estudios del prestatario:

- Sin estudios
- Primaria
- Secundaria
- Preparatoria
- Licenciatura

5. Estado civil: El estado civil se maneja en 4 categorías:

- Soltero
- Casado
- Divorciado
- Viudo

- Unión libre

6. Ocupación: Se divide en :

- Ama de casa
- Empleado
- Estudiante
- Comerciante
- Jubilado
- Independiente
- Desempleado
- Campesino

7. Vivienda: El lugar donde vive el prestatario se divide en 4 categorías:

- Rentada
- Familiar
- Propia
- Otra

8. Antigüedad en la caja: Se refiere al tiempo que el prestatario es cliente de la caja la podemos dividir en 4 categorías:

- Menos de 1 año
- 1 a 5 años
- 6 a 10 años
- Más de 10 años

9. Tipo de cálculo: Expresa la forma en que se calculó el importe del pago, en éste caso podría ser:

- Saldos insolutos
- Pagos fijos

10. Producto: Nos indica el tipo de crédito que el prestatario contrató, en este caso la empresa maneja 9 tipos de productos de crédito que son los siguientes:

- Credisolución
- Crédito de temporada
- Crédito hogar
- Credimático
- Credicumplido
- Crediunión
- Autoestrena
- Crédito PATMIR
- Otros

11. No de Pagos: Expresa el tiempo que la entidad le dio al prestatario para pagar el crédito, en este caso la empresa maneja los siguientes:

- Menor o igual a 12 meses
- 13 a 24 meses
- 24 a 30 meses
- 30 a 36 meses
- Más de 36 meses

12. Monto: Es el volumen de crédito concedido:

- \$ 1,000.00 a \$25,000.00
- \$ 25,001.00 a \$50,000.00
- \$ 50,001.00 a \$ 100,000.00
- \$ 100,001.00 a \$300,000.00
- \$ 300,001.00 a 500,000.00
- Más de \$ 500,000.00

13. Tasa: Es el porcentaje de intereses que el cliente paga por el préstamo:

- 0% a 9%
- 9.01% a 20% anual
- 20.01% a 35% anual
- 35.01 a 45% anual
- 45.01% hasta 60%

14. Género: Sexo del prestatario

- Hombre
- Mujer

4.4.1 La Variable dependiente

La elección de la variable dependiente en el diseño de *credit scoring* es de vital importancia en la investigación, está según Robbins (2004) es una respuesta afectada por una variable independiente. En términos de la hipótesis, es la variable que interesa explicar al investigador.

El objetivo principal de la presente investigación consiste en diseñar un *credit scoring* para la evaluación de sujetos de créditos, que permita la aceptación o rechazo del mismo. La variable que se determinará será en base al incumplimiento de pago o morosidad que pueda tener una persona dentro de la institución.

El diseño de *credit scoring* es la probabilidad de incumplimiento, para lo cual se da paso a la creación de una variable dicotómica o binaria que en base al incumplimiento permita diferenciar entre un “cumplido” y un “incumplido”.

El parámetro principal para la creación de la variable son los días de mora, en donde, los “clientes cumplidos” son aquellos con días de mora hasta máximo 15 días, y los “clientes incumplidos” son aquellos con mora mayor a 15 días, como se aprecia en el Cuadro 4.

Cuadro 4. Codificación para la variable dependiente

Cliente	Código	Significado
Cumplido	1	Cliente que ha cumplido con su compromiso de pago y que no ha tenido una mora mayor a 15 días
Incumplido	0	Cliente que no ha cumplido con su compromiso de pago y que maneja una mora superior a 15 días

Fuente: base de datos de la Entidad Oaxaqueña

Derivado del anterior criterio (15 días de atraso o mora) se determinó lo siguiente:

La base de datos cuenta con 3434 registros, de los cuales 3028 se encuentran al corriente con sus pagos y 406 se encuentran por encima del default⁸ (más de 15 días de atraso en su pago) siendo el default de la entidad igual a 11.83% como podemos ver en la Cuadro 5.

Esta es la probabilidad de que un crédito dentro de la entidad caiga en mora.

Cuadro 5. Default de la entidad (15 días)

Clasificación	Frecuencia	Porcentaje
Cumplido	3028	88.17%
Incumplido	406	11.83%
Total	3434	100%

Fuente: Elaboración propia

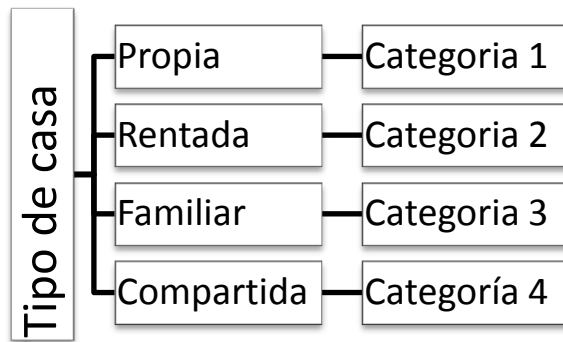
4.4.2 Categorización de las variables

De la base de datos de la Entidad Oaxaqueña se obtuvieron un total de 14 variables, las cuales incluyen diversas categorías; en donde cada una será comparada contra el default de la entidad que es la *variable dependiente*.

⁸ Se define como la incapacidad de pagar o morosidad en el pago. Andrea (2004)

Por ejemplo: La variable *tipo de casa* como se aprecia en la Figura 6 tiene 4 categorías

Figura 6. Ejemplo de variable categorizada



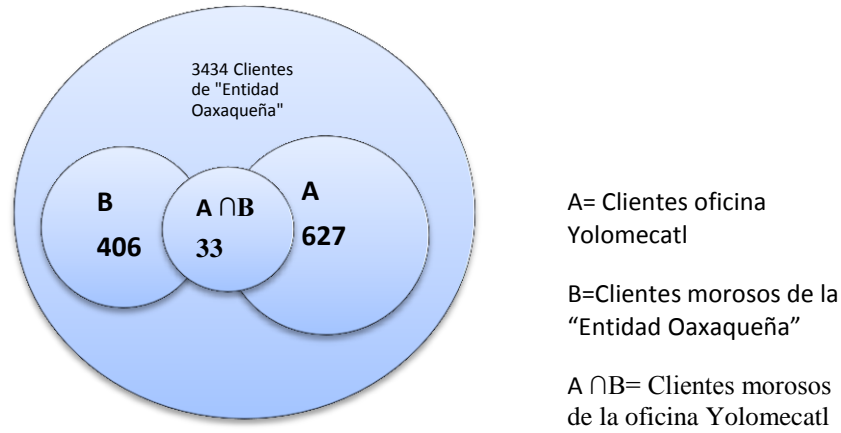
Fuente: Elaboración propia con datos de la Entidad oaxaqueña

Índice de desviaciones

Una vez que las variables fueron categorizadas se obtuvieron un total de 76 categorías a las cuales se les asignará una ponderación mediante el cálculo del índice de desviaciones con respecto al default de la entidad (Ochoa, 2010). Dichas ponderaciones serán un indicativo que ayudarán a definir los perfiles con alta o baja probabilidad de caer en mora.

Como ya se mencionó, el índice de desviaciones será calculado con respecto al default de la entidad, para ello se calcula la probabilidad condicional de cada una de las categorías mencionadas con anterioridad, por ejemplo: la probabilidad de haber solicitado un crédito en la oficina Yolomecatl y caer en default, en el espacio muestral (Figura 7) se determina de la siguiente manera:

Figura 7. Espacio muestral de clientes oficina Yolomecatl



Fuente: Elaboración propia con datos de la Entidad Oaxaqueña

El total de clientes de la oficina Yolomecatl es de 627 por lo que la probabilidad de que un cliente solicite un crédito en dicha oficina es de 18.25% donde:

$$p(A) = \frac{627}{3434} = 18.25\%$$

La probabilidad de caer en incumplimiento en la "Entidad Oaxaqueña" es de 11.83% dado que:

$$P(B) = \frac{406}{3434} = 11.83\%$$

La Probabilidad de caer en mora dentro de la oficina Yolomecatl es de 0.96% dado que:

$$P(A \cap B) = \frac{33}{3434} = 0.96\%$$

La probabilidad condicional se define con la siguiente ecuación:

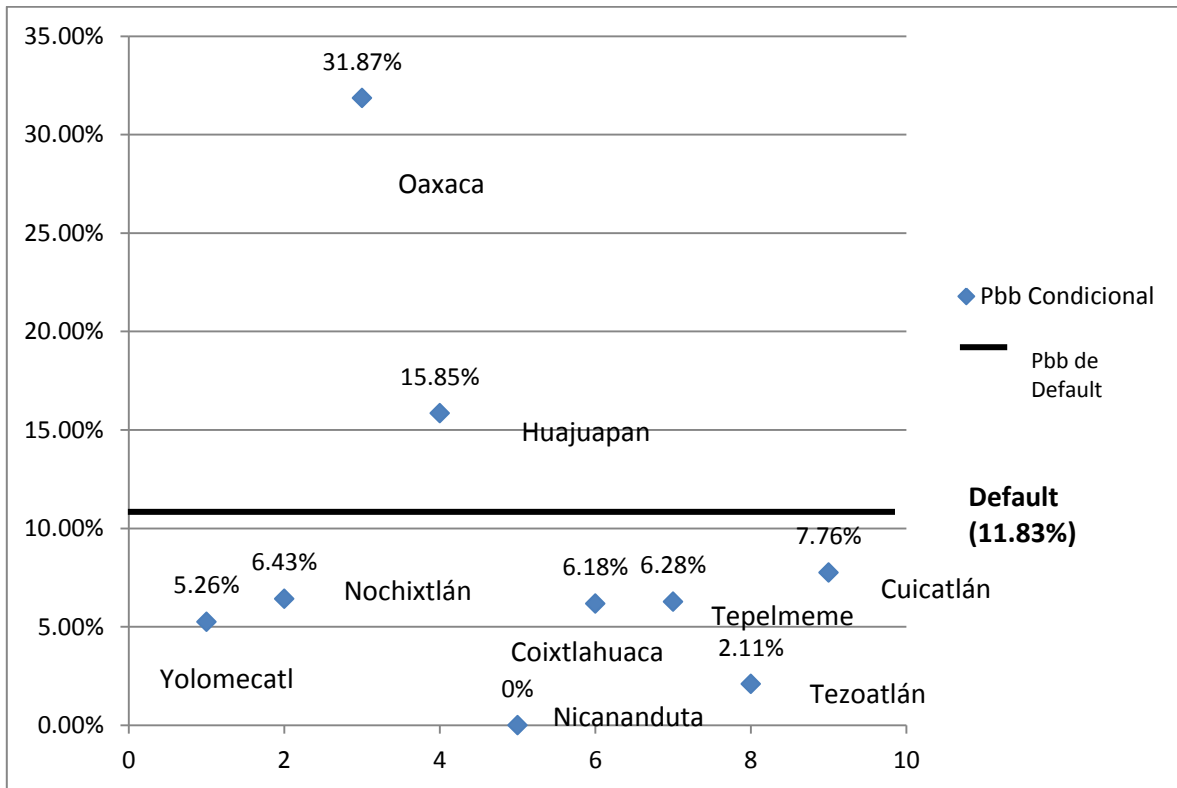
$$P\left(\frac{B}{A}\right) = P(A \cap B) / P(A)$$

$$P\frac{B}{A} = \frac{33}{3434} / \frac{627}{3434} = 5.26\%$$

La probabilidad condicional de que un cliente solicite un crédito en la oficina Yolomecatl y que además incurra en incumplimiento es de 5.26%

En el Gráfico 1 se pueden apreciar las probabilidades de incumplimiento de la variable oficina, en el cual se observan las probabilidades condicionales de cada una de las categorías, identificando, por ejemplo, que la probabilidad condicional de que un acreditado entre en default dado que solicitó en la oficina Nochixtlán es de 6.43%, mientras que un prestatario que solicita en la oficina Oaxaca tiene 31.87%, 5.26% es la probabilidad de caer en default dado que solicitó su crédito en la oficina Yolomecatl.

Gráfico 1. Probabilidad de incumplimiento de la variable oficina



Fuente: Elaboración propia con datos de la Entidad Oaxaqueña

El índice de desviaciones se construirá a partir de cada una de estas probabilidades condicionales con respecto a la probabilidad de caer en default de la entidad, en este caso 11.83% dato que se ha calculado anteriormente.

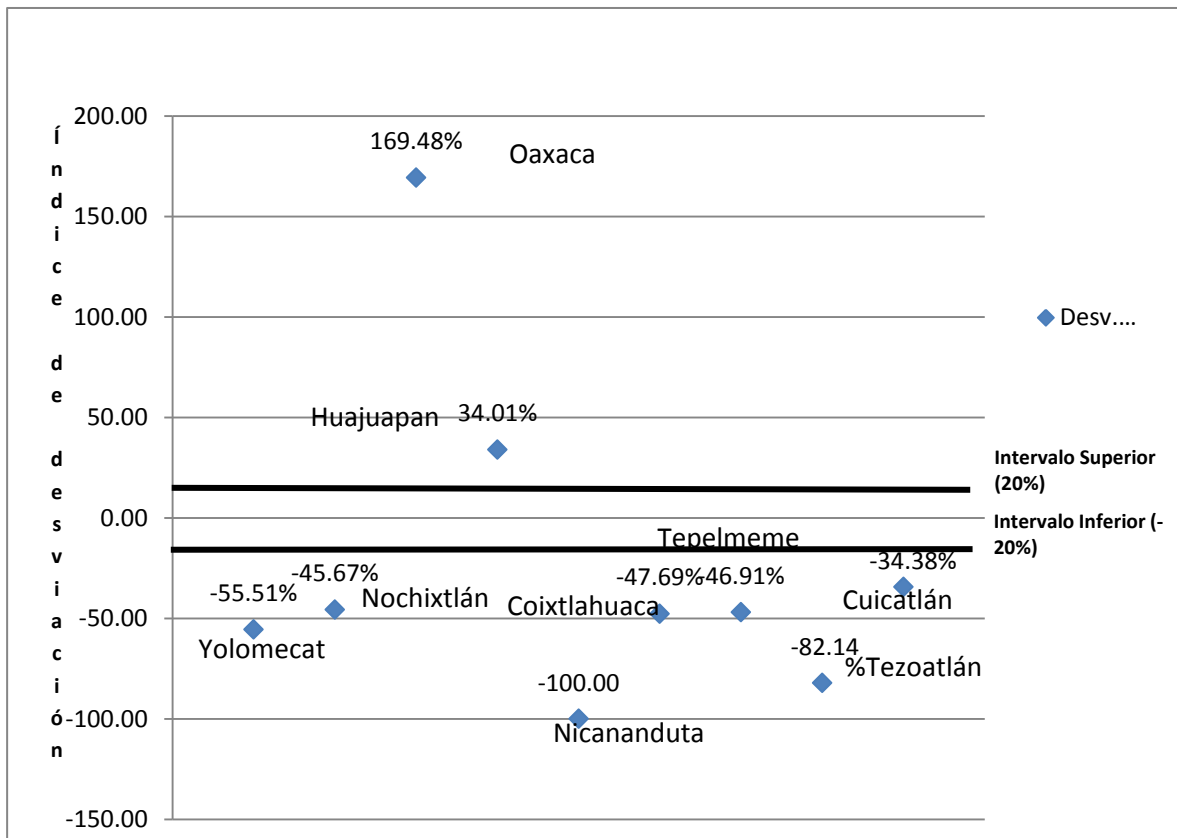
El cálculo del índice de desviación se hará como se muestra en la siguiente ecuación:

$$\text{índice de desviaciones} = \frac{P(B/A) - P(B)}{P(B)}$$

El numerador de la fracción, será la distancia que hay entre cada probabilidad condicional y la probabilidad marginal de la categoría de encontrarse en *default* y cuyos resultados para cada categoría se muestran en el Anexo 1 de la presente investigación.

De los resultados anteriores se puede apreciar en el Gráfico 2 el índice de desviaciones para la variable oficina, en donde la categoría Oaxaca tiene el índice mayor con 169.48% y el más bajo es de la categoría Nicananduta con -100.00%

Gráfico 2. Índice de desviaciones de la variable oficina.



Fuente: Elaboración propia con datos de la Entidad Oaxaqueña

Después de categorizar las 14 variables que pueden considerarse en el diseño del modelo de *credit scoring* y calcular el índice de desviaciones, se realizaron cruces entre dichas variables y la variable dependiente MORA.

El método de análisis para las variables cualitativas fue mediante tablas de contingencia y para analizar las variables cuantitativas se utilizó ANOVA⁹ con lo anterior se obtuvieron los siguientes resultados:

Cuando realizamos la tabla cruzada de la variable PLAZO contra la variable de incumplimiento MORA en Tabla 1 nos percatamos de que esta variable es significativa, ya que aporta en la discriminación de plazo, así tenemos que en la primera categoría de plazos existen un 90.3% de buenos clientes, para la segunda existen 84.20%, la tercera categoría tiene 88.4%, la cuarta 100% y la quinta 60%. También lo podemos corroborar estadísticamente observando la prueba de chi-cuadrado en la Tabla 2 que tiene una significancia menor a 0.05, por lo que la variable se mantiene como candidata para el modelo.

Tabla 1. Tabla de contingencia y pruebas de ch-cuadrado MORA*PLAZO

		PLAZO					Total	
		1.00	2.00	3.00	4.00	5.00		
mora	Recuento	158	180	66	0	2	406	
	Incumplidos	% dentro de mora	38.9%	44.3%	16.3%	0.0%	0.5%	100.0%
		% dentro de PLAZO	9.7%	15.8%	11.6%	0.0%	40.0%	11.8%
		% del total	4.6%	5.2%	1.9%	0.0%	0.1%	11.8%
	Recuento	1465	962	504	94	3	3028	
	Cumplidos	% dentro de mora	48.4%	31.8%	16.6%	3.1%	0.1%	100.0%
		% dentro de PLAZO	90.3%	84.2%	88.4%	100.0%	60.0%	88.2%
		% del total	42.7%	28.0%	14.7%	2.7%	0.1%	88.2%
	Total	Recuento	1623	1142	570	94	5	3434
		% dentro de mora	47.3%	33.3%	16.6%	2.7%	0.1%	100.0%
% dentro de PLAZO		100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	
% del total		47.3%	33.3%	16.6%	2.7%	0.1%	100.0%	

Fuente: Salida de resultados de SPSS 20

⁹ El análisis de varianza (ANOVA) de un factor nos sirve para comparar varios grupos en una variable cuantitativa. Esta prueba es una generalización del contraste de igualdad de medias para dos muestras independientes. (Bakieva, M., González Such, J. y Jornet, J.)(2013)

Tabla 2. Pruebas de chi-cuadrado

	Valor	Gl	Sig. asintótica (bilateral)
Chi-cuadrado de Pearson	40.226 ^a	4	.000
Razón de verosimilitudes	49.014	4	.000
Asociación lineal por lineal	.838	1	.360
N de casos válidos	3434		

a. 2 casillas (20.0%) tienen una frecuencia esperada inferior a 5. La frecuencia mínima esperada es .59.

De la misma manera, se realizó una tabla cruzada de la variable GÉNERO contra la variable de incumplimiento MORA, en la Tabla 3 se puede observar que esta variable ahora ya no aporta con ninguna discriminación del incumplimiento entre hombres y mujeres. Los porcentajes son muy similares entre buen cliente y mal cliente, el género femenino tiene un porcentaje de 87.5%, como buenos clientes y el género masculino de 89.46%. Además de esto, lo podemos corroborar mediante la Tabla 4 con la prueba de chi-cuadrado, con una significancia mayor al 0.05, lo cual indica que no existe independencia entre el grupo de variables. Por esta razón, se desecha la variable.

Tabla 3. Tabla de contingencia y pruebas de chi-cuadrado MORA*GÉNEROS

		GÉNEROS		Total
		MASCULINO	FEMENINO	
mora	Recuento	123	283	406
	% dentro de mora	30.3%	69.7%	100.0%
	% dentro de GÉNEROS	10.6%	12.5%	11.8%
	% del total	3.6%	8.2%	11.8%
	Recuento	1039	1989	3028
	% dentro de mora	34.3%	65.7%	100.0%
	% dentro de GÉNEROS	89.4%	87.5%	88.2%
Total	% del total	30.3%	57.9%	88.2%
	Recuento	1162	2272	3434
	% dentro de mora	33.8%	66.2%	100.0%
	% dentro de GÉNEROS	100.0%	100.0%	100.0%
	% del total	33.8%	66.2%	100.0%

Fuente: Salida de resultados SPSS 20

Tabla 4. Pruebas de chi-cuadrado

	Valor	gl	Sig. asintótica (bilateral)	Sig. exacta (bilateral)	Sig. exacta (unilateral)
Chi-cuadrado de Pearson	2.581 ^a	1	.108		
Corrección por continuidad ^b	2.405	1	.121		
Razón de verosimilitudes	2.622	1	.105		
Estadístico exacto de Fisher				.118	.060
Asociación lineal por lineal	2.580	1	.108		
N de casos válidos	3434				

a. 0 casillas (.0%) tienen una frecuencia esperada inferior a 5. La frecuencia mínima esperada es 137.38.

b. Calculado sólo para una tabla de 2x2.

Se puede observar los resultados del análisis con tabla de contingencia de todas y cada una de las variables a las que corresponda este tipo de análisis en el Anexo 3 del presente trabajo.

Por otro lado, al analizar las variables cuantitativas y el incumplimiento mediante el uso de tablas ANOVA nos damos cuenta que la variable TASA se mantiene como candidata para el modelo ya que tiene una elevada prueba F con una significancia menor al 0.05. Por esta razón, se mantiene la variable como candidata para el modelo. Como podemos observar en la Tabla 5.

Tabla 5. ANOVA de un factor de la variable TASA

	Suma de cuadrados	Gl	Media cuadrática	F	Sig.
Inter-grupos	10688.065	1	10688.065	61.520	.000
Intra-grupos	596254.533	3432	173.734		
Total	606942.598	3433			

Fuente: Salida de resultados SPSS20

De igual forma se analiza la variable No DE PAGOS que es cuantitativa contra la variable *MORA* mediante análisis ANOVA y podemos observar en la Tabla 6 que la variable No DE PAGOS no se mantiene como candidata para el modelo ya que tiene una baja prueba F con una significancia mayor al 0.05. Por esta razón, la variable se desecha del modelo.

Tabla 6. ANOVA de un factor de la variable No DE PAGOS

	Suma de cuadrados	Gl	Media cuadrática	F	Sig.
Inter-grupos	184.340	1	184.340	1.351	.245
Intra-grupos	468389.586	3432	136.477		
Total	468573.925	3433			

Fuente: Salida de resultados de SPSS20

Podremos observar los resultados del análisis ANOVA de un factor de todas y cada una de las variables a las que corresponda este tipo de análisis en el Anexo 4 del presente trabajo.

Luego de realizar el mismo análisis para todas las variables cualitativas y cuantitativas, se obtuvieron como variables candidatas las expuestas en el Cuadro 6.

Cuadro 6: Variables candidatas para la modelación

No	VARIABLE	DESCRIPCIÓN	TIPO
1	ANTIGUEDAD	Es el tiempo que el prestatario tiene como cliente de la institución.	Cuantitativa
2	SUCURSAL	Es el lugar de la oficina donde se otorgó el crédito	Cualitativa
3	OCUPACIÓN	A que se dedica el acreditado	Cualitativa
4	EDAD	Edad del acreditado	Cualitativa
5	BURÓ DE CRÉDITO	Calificación interna del acreditado	Cualitativa
6	ESTUDIOS	Nivel de estudios	Cualitativa
7	CONDICIÓN CIVIL	Estado civil del acreditado	Cualitativa
8	TASA	Tasa de interés	Cuantitativa
9	MONTO	El monto de préstamo concedido	Cuantitativa
10	VIVIENDA	Tipo de vivienda	Cualitativa

Fuente: Elaboración propia con datos de Entidad oaxaqueña

4.5 Modelo estadístico

4.5.1 Regresión Logística Binaria

Como ya se mencionó anteriormente la variable dependiente del modelo contempla dos posibilidades: que el cliente sea cumplido (1) o que sea incumplido (0) por lo que existe una respuesta binaria. Dentro de los métodos estadísticos que pueden aplicarse en el análisis de este tipo de variables, según Mures et al.(2005), tradicionalmente las entidades financieras han aplicado el análisis discriminante en los *credit scoring* que utilizan para el estudio de las operaciones de crédito que conceden a sus clientes, sin embargo, el mismo autor señala que existen inconvenientes en dicha técnica.

Al respecto Caballo (2013) comenta que el principal inconveniente radica en que solo admite variables cuantitativas, por lo que si alguna de las variables independientes resulta categórica, es preferible utilizar la regresión logística.

El modelo de regresión logística permite determinar la probabilidad de que un cliente sea cumplido o incumplido, a través de los coeficientes estimados correspondientes a cada variable independiente incluida en el modelo, ahí se expresa la relación que existe entre ellas y la variable dependiente que en este caso como ya se mencionó es el incumplimiento de pago.

La regresión logística binaria según comenta Rayo et al. (2010) presenta las siguientes ventajas:

- a) Las propiedades estadísticas son más adecuadas que las de los modelos lineales en los que, en ocasiones, se obtienen estimadores ineficientes.
- b) Dadas las características de los historiales de crédito de las cajas de ahorro, donde son la información cualitativa complementa la cuantitativa, la regresión logística binaria admite las variables categóricas con mayor flexibilidad que los modelos lineales.

- c) Permite estimar la probabilidad de impago del crédito según los valores de las variables independientes.

Por las ventajas anteriores el modelo de regresión logística es elegido entre otros para la creación del *credit scoring* de la presente investigación.

El modelo de regresión logística puede formularse como:

$$\log\left\{\frac{p}{1-p}\right\} = \beta_0 + \beta_1x_1 + \beta_2x_2 + \dots + \beta_kx_k$$

Donde p es la probabilidad de ocurrencia de que un crédito caiga en mora o incumpla con el pago. Debido al valor de las variables independientes, la probabilidad señalada puede ser calculada directamente de la siguiente forma:

$$p = \frac{e^z}{1 + e^z} = \frac{1}{1 + e^{-z}}$$

Siendo

$$Z = \beta_0 + \beta_1X_1 + \beta_2X_2 + \dots + \beta_kX_k$$

Para el diseño del modelo con regresión logística binaria se crearon algunas variables para adecuarlas a las características del modelo de tal modo que fue necesario volver numéricas las variables cualitativas asignándole las siguientes codificaciones mostradas en el Anexo 2 de la presente investigación.

El manejo de los datos ha sido de acuerdo a las características del comportamiento de cada variable a partir del cálculo del índice de desviaciones, el cual se calculó anteriormente y que podemos observar en el Anexo 1.

El índice de desviaciones permitió clasificar inicialmente a los clientes con probabilidades baja, media y alta según se observa en el Anexo 2, lo cual da paso a la asignación, un “1” a aquellos clientes con posibilidad baja y un “0” a aquellas categorías cuya probabilidad de no pago es media y alta.

Como resultado de este proceso, a continuación se describe; como se observa en el Cuadro 7, las variables creadas que han sido tomadas para el modelo de regresión logística binaria.

Cuadro 7: Resumen de variables creadas del modelo de regresión logística

Variable	Codificación
OFICINA	0: Oaxaca
	1: Yolomecatl, Huajuapán, Coixtlahuaca, Tepelmeme, Tezoatlán, Cuicatlán
BURÓ	0: C, C+, D, D+, E, N, N/A
	1: A, A+, B, B+, B-, Sin historial
OCUP	0: Empleado, desempleado, comerciante.
	1: Jubilado, campesino, independiente, estudiante, ama de casa.
PRODUC	0: Credisolución, creditemporada, crediunión
	1: Autoestrena, credihogar, credicumplido, credihogar, credimático
ESTUDIO	0: Licenciatura, preparatoria, secundaria
	1: Primaria
CIVIL	0: Divorciado, soltero
	1: Casado, unión libre, viudo
CASA	0: Rentada, compartida
	1: Propia, familiar

Fuente: Elaboración propia con datos proporcionados por la entidad

Las variables EDAD, TASA, Y ANTIGÜEDAD se quedan como están por ser variables cuantitativas.

4.6 Estimación del modelo

Una vez obtenidas las variables que han de incursionar en la modelación, la base de datos de la Entidad Oaxaqueña es tratada mediante el apartado de Regresión Logística Binaria del Software estadístico SPSS en su versión 20, dándonos los siguientes resultados mostrados en la Tabla 7.

A continuación se presentan las variables resultantes de las iteraciones (4) obtenidas por el método de regresión logística *paso a paso hacia adelante* de Wald.

Resultados obtenidos**Tabla 7. Presentación de los resultados obtenidos del modelo de regresión logística binaria**

		B	E.T.	Wald	gl	Sig.	Exp(B)
Paso 1 ^a	BURÓ(1)	2.630	.153	294.057	1	.000	13.881
	Constante	.448	.095	22.340	1	.000	1.566
Paso 2 ^b	OFICINA(1)	1.476	.158	87.495	1	.000	4.376
	BURÓ(1)	2.522	.159	252.801	1	.000	12.457
	Constante	-.263	.123	4.602	1	.032	.769
Paso 3 ^c	OFICINA(1)	1.415	.165	73.904	1	.000	4.116
	PRODUC(1)	2.327	.305	58.310	1	.000	10.249
	BURÓ(1)	2.584	.165	244.860	1	.000	13.254
	Constante	-.645	.136	22.506	1	.000	.525
	OFICINA(1)	1.353	.166	66.366	1	.000	3.869
Paso 4 ^d	CIVIL(1)	.605	.168	12.954	1	.000	1.831
	PRODUC(1)	2.326	.306	57.713	1	.000	10.241
	BURÓ(1)	2.579	.166	240.358	1	.000	13.185
	Constante	-.997	.170	34.450	1	.000	.369

Fuente: Resultados obtenidos de SPSS 20.

La prueba de Wald se utiliza para evaluar la significancia estadística de cada variable explicativa (independiente).

El estadístico de la prueba es $W = \frac{\beta_j^2}{\sigma^2(\beta_j)}$

Donde $\sigma^2(\beta_j)$ es el error estándar del parámetro β_j , el estadístico de wald sigue una distribución chi- cuadrado con un grado de libertad y se tiene un nivel de significancia $\alpha = 0.05$. En la Tabla 7 se aprecia que las significancias de cada uno de los coeficientes son menores al 5% por lo que se rechaza la hipótesis nula.

El modelo finalmente se definió con 4 variables cualitativas, después de la regresión logística las variables que explican mejor el incumplimiento de pago y según resultados de la Tabla 7 fueron OFICINA, ESTADO CIVIL, BURÓ DE CREDITO Y TIPO DE

PRODUCTO, Por lo tanto estas variables independientes son significativas e influyen en el cumplimiento de pago del crédito otorgado, las demás variables independientes no califican a un cliente como cumplido o incumplido al momento de aprobar los créditos. Por lo tanto las variables significativas formarán parte de la ecuación del modelo como se aprecia en el Cuadro 8; dicho modelo será descrito en términos de odds –Exp (b)- en regresión logística esta es una medida que expresa la razón entre la probabilidad de que se produzca un suceso (en este caso el incumplimiento de pago del crédito) y la probabilidad de que no ocurra dadas las características del prestatario, suponiendo que el resto de variables del modelo permanecen constantes.

Cuadro 8. Variables en la ecuación

Variables en la ecuación	Tipo de variable	Coefficiente Logístico	<i>Exp(β)</i>
OFICINA	Cualitativa	1.353	3.869
CIVIL	Cualitativa	0.605	1.831
BURÓ	Cualitativa	2.579	13.185
PRODUC	Cualitativa	2.326	10.241

Fuente: Elaboración propia con resultados de la regresión logística

4.6.1 Interpretación de los coeficientes

En este caso, las variables que resultaron significativas para predecir la probabilidad de incumplimiento por parte de los prestatarios de la institución son todas cualitativas, por lo que se procederá a la interpretación de los coeficientes obtenidos en la estimación del modelo.

La metodología de regresión logística aplicada de acuerdo a los resultados, determina el efecto de cada variable independiente sobre la variable dependiente (incumplimiento) según el OR (Odd Ratio). Este se define como $Exp(\beta)$, donde Exp es la función exponencial, y β es el valor del parámetro de regresión de la variable independiente en el modelo.

Una OR mayor que 1 indica un aumento en la probabilidad del evento de incumplimiento sobre el hecho de pagar cuando la variable explicativa aumenta en una unidad; inversamente, una OR menor que 1 indica lo contrario.

$Exp(\beta_j)$, representa el cambio en la razón de odds por cada cambio en una unidad de la variable x_j

$Exp(\beta_{of}) = 3.869$ muestra que la razón de odds de los prestatarios de la oficina Yolomecatl, Nicananduta, Tezoatlán, Cuicatlán, Nochixtlán, Coixtlahuaca, Tepelmeme aumenta en un 3.869 la posibilidad de que el cliente cumpla con su compromiso de pago si las demás variables se mantienen constantes.

$Exp(\beta_{civ}) = 1.831$ indica que la razón de odds de los prestatarios que están casados, divorciados o en unión libre es 1.831 mayor que los que son solteros y divorciados si las demás variables permanecen constantes

$Exp(\beta_{Buró}) = 13.185$ demuestra que la razón de odds de los prestatarios que tienen una calificación de buró dentro de la entidad igual a A,A+,B,B+, y sin historial es mayor 13.185 que los que tienen una calificación diferente a las mencionadas si las demás variables se mantienen constantes.

$Exp(\beta_{pro}) = 10.241$ determina que la razón de odds de los prestatarios que cuentan con los productos credicumplido, autoestrena, credimático, credihogar y patmir es mayor 10.241 que los que tienen otro tipo de producto si las demás variables permanecen constantes.

Por tanto, la ecuación de regresión logística de la probabilidad de que un crédito tenga incumplimiento queda como sigue:

$$Z=1.353OFICINA+0.605CIVIL+2.579BURÓ+2.326PRODUC$$

Donde

$$P(\text{Probabilidad de incumplimiento}) = \frac{1}{1+e^{-z}}$$

4.7 Análisis de los resultados

La interpretación del modelo obtenido es importante, ya que nos dará la pauta para poder usarlo en forma adecuada. Interpretando los resultados de la Tabla 8, vemos que el modelo obtuvo un 90.9% de precisión global en el pronóstico de créditos de clientes cumplidos e incumplidos, aunque específicamente el modelo es mejor prediciendo los créditos cumplidos que los morosos, ya que de la predicción de créditos en mora se obtuvo un 48.7% contra 96.3% de créditos cumplidos pronosticados correctamente.

Tabla 8. Tabla de clasificación

	Observado		Pronosticado					
			Casos seleccionados ^b			Casos no seleccionados ^c		
			Mora		Porcentaje correcto	mora		Porcentaje correcto
			malos	buenos		Malos	buenos	
Paso 1	mora	Incumplidos	0	254	.0	0	152	.0
		Cumplidos	0	1850	100.0	0	1178	100.0
	Porcentaje global				87.9			88.6
Paso 2	mora	incumplidos	124	130	48.8	77	75	50.7
		cumplidos	99	1751	94.6	66	1112	94.4
	Porcentaje global				89.1			89.4
Paso 3	mora	incumplidos	120	134	47.2	74	78	48.7
		cumplidos	61	1789	96.7	43	1135	96.3
	Porcentaje global				90.7			90.9
Paso 4	mora	incumplidos	120	134	47.2	74	78	48.7
		cumplidos	61	1789	96.7	43	1135	96.3
	Porcentaje global				90.7			90.9

a. El valor de corte es .500

b. Casos seleccionados filtr01 EQ 1

c. Casos no seleccionados filtr01 NE 1

En el Tabla 9, se muestra el proceso de iteración, que se realiza para 5 coeficientes, la constante y las variables BURÓ, OFICINA, PRODUCTO, CIVIL, en ella podemos apreciar cómo disminuye el -2 log de la verosimilitud respecto al paso anterior. Los coeficientes calculados que arrojó el modelo para la constante .997, para las variables BURÓ 2.579, OFICINA 1.353, PRODUCTO 2.326 Y CIVIL .605

Tabla 9. Historial de iteraciones^{a,b,c,d,e}

Iteración	-2 log de la verosimilitud	Coeficientes					
		Constante	BURÓ(1)	OFICINA(1)	PRODUC(1)	CIVIL(1)	
Paso 1	1	1376.952	.441	1.383			
	2	1232.025	.448	2.169			
	3	1215.606	.448	2.548			
	4	1215.130	.448	2.628			
	5	1215.129	.448	2.630			
	6	1215.129	.448	2.630			
Paso 2	1	1328.390	.150	1.279	.557		
	2	1150.824	-.082	2.008	1.059		
	3	1123.725	-.225	2.407	1.384		
	4	1122.456	-.261	2.516	1.471		
	5	1122.452	-.263	2.522	1.476		
	6	1122.452	-.263	2.522	1.476		
Paso 3	1	1295.963	.063	1.249	.509	.447	
	2	1083.063	-.276	1.967	.960	1.059	
	3	1033.189	-.532	2.403	1.274	1.751	
	4	1026.807	-.631	2.564	1.397	2.201	
	5	1026.591	-.644	2.584	1.414	2.321	
	6	1026.590	-.645	2.584	1.415	2.327	
	7	1026.590	-.645	2.584	1.415	2.327	
Paso 4	1	1288.965	-.067	1.237	.488	.442	.220
	2	1072.155	-.516	1.950	.915	1.047	.416
	3	1020.750	-.846	2.389	1.214	1.738	.546
	4	1014.023	-.978	2.556	1.335	2.195	.597
	5	1013.788	-.997	2.579	1.352	2.319	.605
	6	1013.788	-.997	2.579	1.353	2.326	.605
	7	1013.788	-.997	2.579	1.353	2.326	.605

Historial de iteraciones

a. Método: Por pasos hacia adelante (Razón de verosimilitud)

b. En el modelo se incluye una constante.

c. -2 log de la verosimilitud inicial: 1550.067

d. La estimación ha finalizado en el número de iteración 6 porque las estimaciones de los parámetros han cambiado en menos de .001.

e. La estimación ha finalizado en el número de iteración 7 porque las estimaciones de los parámetros han cambiado en menos de .001.

En la tabla 10 se resumen los indicadores de bondad de ajuste en las 4 iteraciones de solución del modelo. Como se puede apreciar los tres parámetros son cada vez mejores a medida que el modelo se va refinando, dando como resultados .225 para R cuadrado de Cox y Snell que, según Aguayo y Lora (2007), es un coeficiente de determinación generalizado se utiliza para estimar la proporción de varianza de la variable dependiente explicada por las variables predictoras (independientes). Sus valores oscilan entre 0 y 1, en nuestro caso el .225 indica que el 22.5% de la variación de la variable dependiente es explicada por la variable incluida en el modelo. Por otro lado el R cuadrado de Nagelkerke nos dió como resultado .432 lo que indica que con nuestro modelo explicamos aproximadamente un 43.20% de la variabilidad total de la variable dependiente. Esta cifra puede ser considerada como aceptable.

Tabla 10. Resumen del modelo

Paso	-2 log de la verosimilitud	R cuadrado de Cox y Snell	R cuadrado de Nagelkerke
1	1215.129 ^a	.147	.282
2	1122.452 ^a	.184	.353
3	1026.590 ^b	.220	.423
4	1013.788 ^b	.225	.432

a. La estimación ha finalizado en el número de iteración 6 porque las estimaciones de los parámetros han cambiado en menos de .001.

b. La estimación ha finalizado en el número de iteración 7 porque las estimaciones de los parámetros han cambiado en menos de .001.

La Tabla 11 muestra los resultados de la prueba Hosmer y Lemeshow de los 4 pasos del modelo. La prueba de Hosmer-Lemeshow evalúa un aspecto de la validez del modelo: la calibración (grado en que la probabilidad predicha coincide con la observada).

El otro aspecto es la discriminación (grado en que el modelo distingue entre individuos en los que ocurre el evento y los que no).

Al respecto Caballo (2013) comenta que esta prueba se considera aceptable con un nivel de significación mínimo de 0.05, el modelo obtiene como resultado .261 por lo que es aceptable.

Tabla 11. Prueba de Hosmer y Lemeshow

Paso	Chi cuadrado	gl	Sig.
1	.000	0	.
2	.451	2	.798
3	8.382	5	.136
4	7.699	6	.261

Fuente: salida de resultados de SPSS 20

Por otro lado en la Tabla 12 de contingencias, se observa que tanto para los individuos cumplidos y para los no cumplidos las frecuencias observadas se aproximan bastante a las esperadas estimadas por el modelo.

Tabla 12. Tabla de contingencias para la prueba Hosmer y Lemeshow

		Incumplidos = malos		Cumplidos = buenos		Total
		Observado	Esperado	Observado	Esperado	
Paso 1	1	182	182.000	285	285.000	467
	2	72	72.000	1565	1565.000	1637
Paso 2	1	124	126.084	99	96.916	223
	2	58	55.916	186	188.084	244
	3	47	44.916	428	430.084	475
	4	25	27.084	1137	1134.916	1162
Paso 3	1	120	118.700	61	62.300	181
	2	57	60.060	154	150.940	211
	3	47	43.988	303	306.012	350
	4	5	3.241	70	71.759	75
	5	21	24.837	715	711.163	736
	6	0	1.729	125	123.271	125
	7	4	1.447	422	424.553	426
Paso 4	1	135	138.916	95	91.084	230
	2	63	57.712	197	202.288	260
	3	26	26.103	226	225.897	252
	4	13	10.603	192	194.397	205
	5	4	2.018	52	53.982	56
	6	9	15.516	541	534.484	550
	7	2	2.237	232	231.763	234
	8	2	.896	315	316.104	317

Fuente: Salida de resultados de SPSS20

En la Tabla 13 muestra las pruebas ómnibus sobre los coeficientes del modelo, presentando tres valores de la estadística chi-cuadrado: para el paso representa el cambio en chi cuadrado del modelo debido a la regresión logística paso a paso. Los datos analizados muestran que este chi-cuadrado resulta estadísticamente significativo ($p < 0.05$); para el bloque representa el cambio en chi-cuadrado del modelo debido a la entrada de las variables en bloques. Con las variables categorizadas chi-cuadrado se usa para probar el efecto de la entrada de una variable categórica. Este chi-cuadrado resulta estadísticamente significativo ($p < 0.05$); Los resultados obtenidos según Marcoleri (2003) explican que las variables introducidas en cada paso y en cada bloque tienen alguna influencia en la probabilidad de caer en mora; para el modelo representa un test de significación, prueba la hipótesis nula de que todos los coeficientes de regresión logística poblacionales son ceros. Para este caso su valor es ($p < 0.05$), por lo tanto, los coeficientes del vector de covariables del modelo resultante son adecuados para cuantificar la relación entre las variables explicativas y la probabilidad de ser incumplido en el pago.

Tabla 13. Pruebas ómnibus sobre los coeficientes del modelo

		Chi cuadrado	Gl	Sig.
	Paso	334.938	1	.000
Paso 1	Bloque	334.938	1	.000
	Modelo	334.938	1	.000
	Paso	92.677	1	.000
Paso 2	Bloque	427.615	2	.000
	Modelo	427.615	2	.000
	Paso	95.862	1	.000
Paso 3	Bloque	523.477	3	.000
	Modelo	523.477	3	.000
	Paso	12.802	1	.000
Paso 4	Bloque	536.279	4	.000
	Modelo	536.279	4	.000

Fuente: Salida de resultados de SPSS20

CAPÍTULO 4. DISEÑO DE *CREDIT SCORING* PARA UNA ENTIDAD DE AHORRO Y CRÉDITO POPULAR

Luego de conocer que el modelo es confiable estadísticamente, se procede a determinar la eficiencia del modelo, para ello es necesario primeramente calcular el puntaje para cada uno de los clientes de la institución, los cuáles se obtendrán aplicando la ecuación determinada por el modelo de regresión como se muestra en los Cuadros 9 y 10.

Cuadro 9. Probabilidad de incumplimiento de cliente A y N/A

Datos a tomar en cuenta	Variable	Coefficiente Regresión	Cliente 1	Cliente 2
Oficina:	OFICINA	1.353	1 (Coixtlahuaca)	0 (Oaxaca)
Estado civil:	CIVIL	0.605	0(Soltero)	0 (Soltero)
Calificación Buró:	BURÓ	2.579	1(A)	1 (N/A)
Tipo de producto:	PRODUC	2.326	0 (Credisolución)	0 (Credisolución)
Constante		-0.997		
Scoring (puntaje)			2.935	1.582
Probabilidad de incumplimiento $P = \frac{1}{1 + e^{-z}}$			5.31%	17%

Fuente: Elaboración propia aplicando el modelo de regresión

Cudro 10. Probabilidad de incumplimiento de cliente A y B

Datos a tomar en cuenta	Variable	Coefficiente Regresión	Cliente 1	Cliente 2
Oficina:	OFICINA	1.353	1 Nochixtlán	1 (Tezoatlán)
Estado civil:	CIVIL	0.605	1(Unión libre)	1 (Casado)
Calificación Buró:	BURÓ	2.579	1(B)	1 (A)
Tipo de producto: Credisolución	PRODUC	2.326	0 (Crediunión)	1 (credihogar)
Constante		-0.997		
Scoring (puntaje)			4.513	5.866
Probabilidad de incumplimiento $P = \frac{1}{1 + e^{-z}}$			1.085%	0.283%

Fuente: Elaboración propia aplicando el modelo de regresión

Una vez que se calculó la calificación de cada uno de los clientes de la base de datos de la institución, se obtiene el scoring que se observa en la Tabla 14 en el podemos visualizar el scoring que corresponde, así como la probabilidad de incumplimiento.

Tabla 14. Scoring y probabilidad de incumplimiento del modelo obtenido.

SCORING	PINCUMPLIMIENTO	PORCENTAJE	FRECUENCIA
5.866	0.00283	0.283	487
5.261	0.00516	0.516	170
4.513	0.01085	1.085	155
3.908	0.01968	1.968	65
3.54	0.02821	2.821	921
3.287	0.03603	3.603	87
2.935	0.05046	5.046	306
2.682	0.06404	6.404	29
2.187	0.10097	10.097	384
1.934	0.12632	12.632	44
1.582	0.17054	17.054	200
1.329	0.2093	20.93	24
0.961	0.2768	27.68	185
0.356	0.41201	41.201	79
-0.392	0.59689	59.689	170
-0.997	0.73052	73.052	128

Fuente: Elaboración propia con cálculos obtenidos del modelo de *credit scoring*

4.7.1 Eficiencia del modelo

Para determinar la eficiencia del modelo y su capacidad de discriminación se deberán calcular el índice de Gini, el coeficiente K-S que se basan en la función de distribución o probabilidades acumuladas, así como la curva de ROC (Escalona, 2011)

Las curvas ROC-Receiver Operating Characteristic Curve¹⁰-, ofrecen una representación gráfica del poder discriminatorio de un modelo de scoring, cuando la curva está más próxima a la esquina superior izquierda más alta es la exactitud global de la prueba (Escalona, 2011)

Para definir la curva ROC del presente modelo previamente se tendrán que definir los siguientes conceptos:

La sensibilidad se puede definir como la probabilidad de que el modelo clasifique correctamente a los clientes cumplidos, y se calcula tomando en cuenta la proporción de créditos buenos que fueron clasificados correctamente.

$$\text{Sensibilidad} = \frac{VN}{VN + FP}$$

La Especificidad es la probabilidad de que el modelo clasifique correctamente a los clientes incumplidos y se calcula con la proporción de préstamos malos que fueron clasificados correctamente.

$$\text{Especificidad} = \frac{VP}{VP + FN}$$

Generalmente la exactitud se expresa como sensibilidad y especificidad. Cuando se utiliza una prueba dicotómica cuyos resultados se pueden interpretar como positivos o negativos, en este caso cumplidos e incumplidos, Sotomayor (2012) menciona que la sensibilidad será la probabilidad de clasificar correctamente a un cliente cuyo estado real sea el definido como positivo. A esta fracción también se le denomina de verdaderos positivos (FVP).

Por otra parte la especificidad es la probabilidad de clasificar correctamente a un individuo cuyo estado real sea el definido como negativo es igual al resultado de restar a uno la fracción de falsos positivos (FFP).

¹⁰ Curva de características operativas del Receptor, su origen se dio en la estimación de errores en la transmisión de mensajes, actualmente es muy usada en estadística aplicada a la medicina (Escalona, 2011)

Los cálculos de sensibilidad y especificidad para el modelo de *credit scoring* obtenido se presenta en la Tabla 15. En ella se puede observar que el modelo obtuvo una sensibilidad de 0.84% y especificidad de 76% y sus coordenadas se visualizan en el Gráfico 3, donde la mayor sensibilidad y especificidad se encuentran en el scoring 0.85, este valor representa límite donde la probabilidad de acierto es mayor.

La curva ROC es un gráfico en el que se observan todos los pares (1-especificidad, sensibilidad) resultantes de la variación continua de todos los puntos de corte en todos los rangos de resultados observados. (Burgueño, cit. en Escalona 2011)

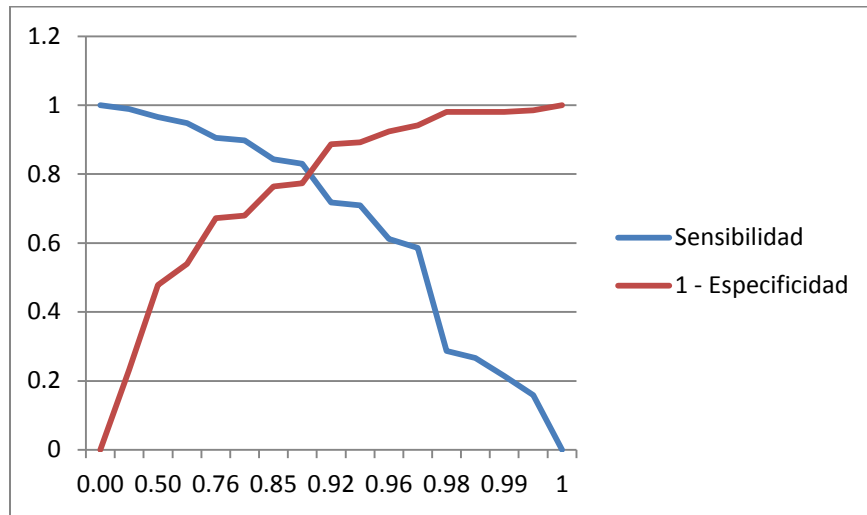
Tabla 15. Coordenadas de la curva

Variables resultado de contraste: Probabilidad pronosticada

Punto de corte	Sensibilidad	1 - Especificidad	Especificidad	Total
00	1.000	1.000	0	0.5
33	.989	.768	0.232	0.6105
49	.966	.522	0.478	0.722
65	.948	.461	0.539	0.7435
75	.905	.328	0.672	0.7885
81	.898	.320	0.68	0.789
85	.843	.236	0.764	0.8035
88	.830	.227	0.773	0.8015
91	.718	.113	0.887	0.8025
94	.709	.108	0.892	0.8005
95	.612	.076	0.924	0.768
96	.586	.059	0.941	0.7635
97	.287	.020	0.98	0.6335
98	.266	.020	0.98	0.623
99	.214	.020	0.98	0.597
.996	.159	.015	0.985	0.572
1.000000	.000	.000	1	0.5

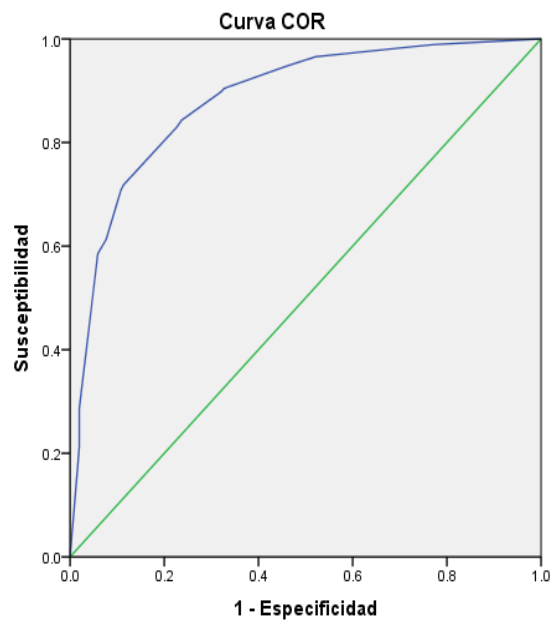
La variable (o variables) de resultado de contraste: Probabilidad pronosticada tiene al menos un empate entre el grupo de estado real positivo y el grupo de estado real negativo. a. El menor valor de corte es el valor de contraste observado mínimo menos 1, mientras que el mayor valor de corte es el valor de contraste observado máximo más 1. Todos los demás valores de corte son la media de dos valores de contraste observados ordenados y consecutivos.

Gráfico 3. Sensibilidad y especificidad del modelo



Fuente: Elaboración propia con SPSS

Gráfico 4. Curva ROC del modelo



Los segmentos diagonales son producidos por los empates.

Fuente: Elaboración propia con SPSS

Tabla 16. Área bajo la curva

VARIABLES resultado de contraste: Probabilidad pronosticada

Área	Error típ. ^a	Sig. asintótica ^b	Intervalo de confianza asintótico al	
			95%	
			Límite inferior	Límite superior
.883	.009	.000	.865	.901

La variable (o variables) de resultado de contraste: Probabilidad pronosticada tiene al menos un empate entre el grupo de estado real positivo y el grupo de estado real negativo. Los estadísticos pueden estar sesgados .

a. Bajo el supuesto no paramétrico

b. Hipótesis nula: área verdadera = 0,5

La medida de la eficiencia predictiva del modelo es el área bajo la curva, (Gráfico 4) si un modelo carece de poder predictivo el área bajo la curva sería de 0.50, mientras que la capacidad máxima de predicción es 1.

En el caso del modelo creado se obtuvo un resultado de 0.883 según lo expresado en la Tabla 16. Dicho resultado se puede considerar aceptable de acuerdo a las reglas de discriminación del Cuadro 11 donde se resumen dichas reglas.

Cuadro 11. Regla general del poder discriminatorio

Resultados	Regla de aceptación
Si ROC= 0.5	Sugiere no discriminación
Si $0.7 \leq \text{ROC} < 0.8$	Se considera discriminación aceptable
Si $0.8 \leq \text{ROC} < 0.9$	Se Considera discriminación excelente
Si $\text{ROC} > 0.9$	Se considera discriminación extraordinaria

Fuente: (Hosmer cit. en Escalona 2011)

Como ya se mencionó otra manera de probar la eficiencia del modelo es a través del cálculo del índice K-S.

El K-S o Coeficiente de Kolmogoroc- Smirnov sirve para comparar la bondad de ajuste del modelo y analiza la máxima diferencia absoluta entre los clientes buenos y malos. La medida separa a los clientes buenos de los malos creando un punto de corte.

El valor de los estadísticos individuales (Cuadro 12) se calcula de la siguiente manera:

Cuadro 12. Coeficiente K-S

Grupo	Cumplidos	Incumplidos	K-S
	Frecuencia relativa acumulada		Diferencia de frecuencia relativa acumulada
1	P_{11}	P_{21}	P_{11-21}
2	P_{12}	P_{22}	P_{12-22}
...	
i	P_{1i}	P_{2i}	P_{1i-2i}
...	
k	P_{1k}	P_{2k}	P_{1k-2k}

Fuente: Costa *et.al* (2012)

Los estadísticos o probabilidades son los porcentajes acumulados de las frecuencias de los clientes catalogados como buenos o malos, una vez calculados estos valores el coeficiente de K-S del modelo se obtiene del siguiente modo:

$$K - S = m^{\max}_i [P_{b_i} - P_{m_i}]$$

Donde:

P_{b_i} = Frecuencia relativa acumulada de los clientes buenos o cumplidos

P_{m_i} = frecuencia relativa acumulada de los clientes malos o incumplidos

En la Tabla 17 se encuentran detallados los valores respectivos al cálculo de dicho coeficiente, en ella podemos ver que el máximo valor del coeficiente K-S es de 61%. Según Lisim¹¹ (Cit. en Sotomayor, 2012) el valor de K-S debe ser mayor a 20% por lo que el modelo cumple con esa característica.

Tabla 17. Coeficiente de Gini y K-S

Probabilidad				% Cumplidos		% incumplidos		Proporción		Proporción	
incumplimiento	Scoring	Cumplidos	Incumplidos	Cumplidos	Acumulado	Incumplidos	Acumulado	Cumplidos Acumulado	Incumplidos Acumulado	K-S	GINI
0.28	5.866	481	6	16%	16%	1%	1%	16%	1.0%	15%	0.16%
0.52	5.261	168	2	6%	21%	0%	1%	37%	0.5%	20%	0.18%
1.09	4.513	155	0	5%	27%	0%	1%	48%	0.0%	25%	0.00%
1.97	3.908	65	0	2%	29%	0%	1%	55%	0.0%	27%	0.00%
2.82	3.54	905	16	30%	59%	4%	5%	87%	3.9%	53%	3.4%
3.60	3.287	80	7	3%	61%	2%	7%	120%	1.7%	54%	2.1%
5.05	2.935	293	13	10%	71%	3%	10%	132%	3.2%	61%	4.2%
6.40	2.682	27	2	1%	72%	0%	11%	143%	0.5%	61%	0.7%
10.10	2.187	338	46	11%	83%	11%	22%	155%	11.3%	61%	17.5%
12.63	1.934	40	4	1%	84%	1%	23%	167%	1.0%	61%	1.6%
17.05	1.582	166	34	5%	90%	8%	32%	174%	8.4%	58%	14.6%
20.93	1.329	21	3	1%	90%	1%	32%	180%	0.7%	58%	1.3%
27.68	0.961	131	54	4%	95%	13%	46%	185%	13.3%	49%	24.6%
41.20	0.356	54	25	2%	97%	6%	52%	191%	6.2%	45%	11.8%
50.69	-0.392	70	100	2%	99%	25%	76%	195%	24.6%	23%	48.1%
73.05	-0.997	34	94	1%	100%	23%	100%	199%	23.2%	0%	46.0%
Total		3028	406								76.70%

Fuente: Elaboración propia

Por otra parte el índice de Gini es una medida global de calidad del modelo que se puede calcular según Costa et. al (2012) con la siguiente expresión:

$$Gini = 1 - \sum_{i=1}^n [P_{m(S_i)} - P_{m(S_{i-1})}] * [P_{b(S_i)} + P_{b(S_{i-1})}], P_{m(S_0)} = 0, P_{B(S_0)} = 0,$$

¹¹ Consultora Internacional en implementación de credit scoring- Bogotá Colombia

Donde:

$P_m(S_i)$: Proporción acumulada de malos créditos para el score S_i

$P_m(S_{i-1})$: : Proporción acumulada de malos créditos para el scoring anterior a S_i

$P_b(S_i)$: Proporción acumulada de buenos créditos para el score S_i

$P_b(S_{i-1})$: Proporción acumulada de buenos créditos para el score anterior a S_i

El modelo “ideal”, es decir, que predice exactamente los buenos y malos créditos, tendría un índice de Gini igual a 1 (Rezac y Rezac cit. en Costa 2012).

Por otro lado, Lisim (cit. En Sotomayor 2012) sugiere que un coeficiente Gini debe de estar alrededor del 30% para un modelo de aprobación y como mínimo en un 60% para un modelo de comportamiento, dependiendo de la limitación de los datos. En este caso, en la Tabla 17 se puede ver que el coeficiente de Gini calculando para este modelo fue de 76% por lo que se considera aceptable.

4.7.2 Determinación de los puntos de corte

El punto de corte es un valor de score en el cual la institución financiera va a determinar si otorgará o no el crédito, al procesar la solicitud después de calcular su score se podrá tomar la decisión más adecuada, si el cliente al ser evaluado tuviera un score menor al punto de corte será rechazado. Por tal motivo es muy importante determinar el valor óptimo para dicho punto.

El punto de corte será elegido de la manera más conveniente para la organización, antes de determinarlo se hará un análisis con todos los clientes calculando el puntaje que le corresponde a cada uno, dicho cálculo ya fue determinado en la Tabla 14. Y los puntos de corte serán elegidos entre las probabilidades de la Tabla 18.

Tabla 18. Scoring para punto de corte

<i>SCORING</i>	<i>PBB Incumplimiento</i>
5.866	0.283
5.261	0.516
4.513	1.085
3.908	1.968
3.54	2.821
3.287	3.603
2.935	5.046
2.682	6.404
2.187	10.097
1.934	12.632
1.582	17.054
1.329	20.93
0.961	27.68
0.356	41.201
-0.392	59.689
-0.997	73.052

Fuente: Elaboración propia

Existen diferentes criterios para poder determinar el punto de corte, una forma es considerando aquel punto con el máximo porcentaje de clasificación correcta total (Rocabado et al., 2007, Cit. en Escalona 2011).

Una de las formas más comunes de estimar el punto de corte es tomando en cuenta la probabilidad de incumplimiento, si dicha posibilidad se encuentra por abajo de un medio o 50%, se aprueba y si está por arriba se rechaza, es decir, se utiliza la desigualdad (Nieto et al., 2011).

$$\frac{e^{\beta_0 + \beta_1^T x}}{1 + e^{\beta_0 + \beta_1^T x}} = p > \frac{1}{2}$$

La segunda forma de calcular propuesta por Nieto et al. (2011) es calcular el score para todas las cuentas de la base, estos puntajes se ordenan y el valor de α satisface la ecuación.

$$\frac{\#(\text{Score}/\text{Score} > \alpha)}{\#(\text{Score})}$$

Con el valor de la proporción elegido por la empresa:

De acuerdo a las calificaciones obtenidas por los clientes de la base de datos de la institución se le ha asignado un puntaje que va de -0.997 hasta 5.866, con ello se determinará el puntaje sobre el cual las solicitudes de crédito serán aceptadas o rechazadas, es decir, hablando de probabilidad sería la máxima probabilidad aceptada de que un cliente sea incumplido en sus pagos.

De los dos criterios aquí comentados se tomará en cuenta los dos, puesto que los clientes con una probabilidad de incumplimiento mayor a 50% en automático se les negará el crédito; sin embargo, también se puede seguir un criterio de segmentación del score de acuerdo a los niveles de riesgo que la organización esté dispuesta a correr con la finalidad de no limitar la colocación tan rígidamente, pues tal vez una gran cantidad de clientes que pudieran ser rechazados se les pueda controlar con garantías, cobranza preventiva u otras formas de gestión de riesgo.

Tomando en cuenta lo anterior, para poder identificar el punto de corte adecuado en el modelo se procederá a crear una variable (*CLASIFICA*) para poder integrar a los clientes en tres grupos:

- Clientes A.- Serán aquellos clientes con una probabilidad de incumplimiento hasta del 1%. -Aceptación
- Clientes B.- Aquellos clientes que tienen una probabilidad de incumplimiento mayor a 1% y hasta 50%- Revisión
- Clientes C.- Aquellos que tienen una probabilidad mayor a 50% -Negación

4.8 Validación del modelo

Una vez que se han determinado los puntos de corte del scoring, se empleará una tabla de contingencia (Tabla 19) para cruzar la variable *CLASIFICA* de clientes A, B, C contra el incumplimiento (*MORA*) con la finalidad de demostrar la capacidad predictiva del modelo.

Tabla 19 .Tabla de contingencia variable CLASIFICA* MORA

		mora		Total
		Incumplidos	Cumplidos	
A	Recuento	8	649	657
	% dentro de CLASIFICA	1.2%	98.8%	100.0%
	% dentro de mora	2.0%	21.4%	19.1%
B	Recuento	204	2275	2479
	% dentro de CLASIFICA	8.2%	91.8%	100.0%
	% dentro de mora	50.2%	75.1%	72.2%
C	Recuento	194	104	298
	% dentro de CLASIFICA	65.1%	34.9%	100.0%
	% dentro de mora	47.8%	3.4%	8.7%
Total	Recuento	406	3028	3434
	% dentro de CLASIFICA	11.8%	88.2%	100.0%
	% dentro de mora	100.0%	100.0%	100.0%

Resumen del procesamiento de los casos

	Casos					
	Válidos		Perdidos		Total	
	N	Porcentaje	N	Porcentaje	N	Porcentaje
CLASIFICA * mora	3434	100.0%	0	0.0%	3434	100.0%

Fuente: Elaboración propia con SPSS

Como se puede ver en la Tabla19 el poder predictivo del modelo es bueno puesto que en la categoría A de los 2479 clientes el 98.8% son cumplidos, por lo tanto se encuentran bien categorizados.

CAPÍTULO 4. DISEÑO DE *CREDIT SCORING* PARA UNA ENTIDAD DE AHORRO Y CRÉDITO POPULAR

Ahora de los clientes que se encuentran en la categoría B el 91.8% están bien clasificados y el 8.2% de la categoría se reportan como incumplidos.

En la categoría C se espera un nivel de incumplimiento elevado por lo que el 65.1% de los clientes son incumplidos.

De acuerdo a lo anterior se puede determinar que el nivel de predicción del modelo es aceptable.

CONCLUSIONES

- La depuración de la base de datos es un paso fundamental para la obtención del modelo *credit scoring*, por lo que se debe de tener especial atención en ello para evitar datos incoherentes que puedan distorsionar la realidad, de éste modo se podrán obtener variables consistentes que expliquen mejor el modelo de *credit scoring*, siendo una herramienta útil de evaluación. En el caso de la institución objeto del presente estudio, se identificó una base de datos muy amplia, sin embargo, no se encuentra depurada y contiene información que no aportó nada a la investigación, se pudieron obtener más variables para el diseño de *credit scoring*, sin embargo, se descartaron por inconsistencia en los datos.
- Las variables que se incluyeron en el modelo son propias de la institución y probablemente no sean útiles para otro modelo de *credit scoring*, para ello se requiere de un análisis, puesto lo que es significativo para una entidad no lo es para otra. Por lo anterior, el modelo que se obtiene depende exclusivamente de los datos que la institución obtenga del cliente, mismo a través de sus investigaciones económicas, sociales y demográficas antes de otorgar un préstamo.
- El *credit scoring* es útil en la medición de riesgo de individuos, representa para la institución una herramienta útil en la evaluación del sujeto a manera de sugerencia de aceptación o no de la solicitud de crédito ello no deberá tomarse como una decisión definitiva, la última palabra la tendrá siempre el órgano resolutorio de la institución designados para tal efecto, sin embargo, les podrá facilitar dicha tarea al obtener indicativos de prevención.
- El *credit scoring* puede sufrir cambios de acuerdo a las necesidades de la institución, esto dependerá en gran medida de los productos y políticas que se tengan, además de información suficiente que se obtenga del mismo cliente, con ello se logra una herramienta dinámica y adaptable.

- El nivel de riesgo que la institución esté dispuesto a correr será el indicador para aceptar o rechazar solicitudes. La determinación de los puntos de corte dependen de cada institución, cuidando siempre la condición financiera de la entidad.

- Podemos concluir que la hipótesis planteada en la presente investigación se cumple puesto que se comprobó que el perfil del cliente tiene que ver con su nivel de cumplimiento, así obtuvimos que las variables que mejor pueden explicar la morosidad de la institución, de acuerdo al diseño del modelo de *credit scoring* obtenido, son: Oficina, Buró, Producto y Estado civil. Por lo anterior podemos determinar que dentro del *credit scoring* el perfil del cliente tiene que ver con su nivel de cumplimiento, puesto que el *credit scoring* logra diferenciar un buen y un mal cliente.

RECOMENDACIONES

- Se recomienda la verificación de las operaciones que intervienen en el proceso de crédito, confrontando la existencia y veracidad de la información desde el ingreso del cliente hasta el seguimiento de la liquidación de los créditos, el diseño de un modelo de *credit scoring* deberá tener como pilar principal una base de datos fidedigna que genere resultados acordes a la realidad de la entidad.
- Rediseñar el formato de solicitudes de crédito. Existen muchos datos que pudieran aportar información importante para el diseño de *credit scoring* sin embargo no se tienen, por el contrario información que no es útil se tiene en el formato actual. Con ello se obtendrían variables que expliquen mucho mejor el modelo de *credit scoring* y por consiguiente su efectividad sería mucho más alta.
- Asegurarse que los datos en la solicitud de crédito sean verdaderos y que todos los espacios sean llenados por las personas encargadas de la toma de solicitudes, ya que todo análisis que se lleve a cabo va a depender en gran medida de los datos ingresados.
- Disminuir las categoría de calificación de buró interno de crédito, las actuales crean confusión en el personal y en muchos de los casos no se tiene bien especificado.
- Disminuir los productos de crédito sería benéfico para la institución, pues se tienen tipos de crédito que podrían estar en la misma categoría.
- Unificar criterios en cuanto a la introducción de información del cliente, capacitando al personal respecto del llenado de la solicitud, ya que es una herramienta fundamental si se quiere diseñar un modelo de *credit scoring* confiable. En muchos de los casos existe confusión en cuanto a nivel de estudios y ocupación, por ejemplo, se puede ser ama de casa y tener una licenciatura, o tener una licenciatura no implica que la persona no sea comerciante, etc.

- Se recomienda la implementación de un software para la aplicación del *credit scoring* diseñado en la presente investigación, a fin de que las operaciones crediticias sean más eficientes, de este modo se puede automatizar la evaluación de los prestatarios, al obtener calificaciones automáticas se agilizará y mejorará el proceso de concesión de créditos que es primordial para toda institución financiera.
- Evaluar el modelo de *credit scoring* al menos dos veces por año, es importante para que se mantenga actualizado, acorde a las necesidades de la institución y resulte efectivo en su operación.

REFERENCIAS

- Aguayo C. M., Lora M. E. (2013). *Como hacer una regresión logística paso a paso: análisis multivariante*. Recuperado el 05 de 11 de 2013 de: http://www.fabis.org/html/archivos/docuweb/regresion_logistica_2r.pdf
- Aguilar Andía, A.G. y Camargo, C.G. (2004). *Instituto de Estudios peruanos. Serie Economía*. Recuperado el 13 de 06 de 2013, de: <http://lanic.utexas.edu/project/laoap/iep/ddt133.pdf>
- Andrade Vallejo, M.A. y Muñoz Lozano, M. (2006). Morosidad:Microfinancieras vs Bancos. Reporte de la Facultad de Economía de la UAP. *Aportes*.(33).
- Andrea, B.E. (2004). *El default y la reestructuración de la deuda*. Ed. Nueva mayoría. Buenos Aires, Argentina.
- Añez, M. (2004). *Monografías*. Recuperado el 06 de 09 de 2013, de <http://www.monografias.com/trabajos-pdf/riesgo-credificio/riesgo-credificio.pdf>
- Bakieva, M., González Such, J. y Jornet, J. (2013). SPSS: ANOVA de un factor. Recuperado 09 de 03 de 2014 de : <http://ebookbrowsee.net/resultados-spss-anova-un-factor-pdf-d487723102>
- Banco de México. (2005). *Definiciones básicas de riesgos*. Recuperado 25 de julio de 2013 de: <http://www.banxico.org.mx/sistema-financiero/material-educativo/intermedio/riesgos/%7BA5059B92-176D-0BB6-2958-7257E2799FAD%7D.pdf>
- Banco de México. (1992). *Billetes y monedas. Disposiciones dirigidas a las instituciones de crédito*. Recuperado 23 de abril de 2014. de: Decreto mediante el cual <http://www.banxico.org.mx/billetes-y-monedas/disposiciones/dirigidas-a-las-instituciones-de-credito/circulares/2026/%7B0C005070-C6C4-26CA-A41F-B296631AB0A6%7D.pdf>

- Banco Interamericano de Desarrollo y Microrate. BID (2010). *Guía Técnica de Indicadores de Desempeño para Instituciones de Microfinanzas*.
- Borge, D. (2004). *El pequeño gran libro del riesgo*. Paidós Ibérica: España.
- Caballo Trebol, Á. (2013). *Medición de riesgo de crédito*. Desarrollo de una nueva herramienta. Universidad Pontificia Comillas. Madrid.
- Cantalapiedra, M. (2011). *Gestión de riesgo y morosidad*. Recuperado el 06 de 09 de 2013, de <http://www.gestoresderiesgo.com/colaboradores/sei-factores-que-determinan-el-riesgo-de-una-operacion-financiera>
- Cardona Hernández, P.A. (2004). Aplicación de árboles de decisión en modelos de riesgo de crédito. *Revista Colombiana de estadística*. Volumen 27. Pág. 144.
- Castro, Y. (2009). CNBV.gob.mx. Recuperado el 03 de 09 de 2013, de <http://ccpm.org.mx/colegio/2009/agosto/presentacionAgosto09.pdf>.
- Comisión Nacional para la Protección y Defensa de los Usuarios de Servicios Financieros (CONDUSEF), 2013. Recuperado 05 de 03 de 2014 de: <http://www.condusef.gob.mx/index.php/instituciones-financieras/sociedades-cooperativas-de-ahorro-y-credito-popular/554-evaluacion-reciente-de-las-entidades-de-ahorro-y-credito-popular>.
- Costa Cor, T., Boj del Val, E. y Fortiana G. J. (2012). *Bondad de ajuste y elección del punto de corte en regresión logística basada en distancias*. Anales del Instituto de Actuarios Españoles, 3ª época, 18, 2012/19-40
- Crespo, R.T., Nieto, S.A., López, Y.J., Madrid, G.F., Carreño, S.F. y Peña, A.J.E., (2004). *Administración de empresas*. Ediciones Mad: España.
- De Lara Hernández, A. (2005). *La medición y el control de riesgos financieros*. México. Limusa

- Escalona Cortés, Arturo. (2011) *El uso de los modelos en Microfinanzas. Tesis para obtener el título Maestro en Ciencias. Colegio de Posgraduados. Estado de México.*
- Fernández, H. y Pérez, F. (2005). El modelo logístico: Una herramienta estadística para evaluar el riesgo de crédito. *Revista de ingeniería.* Medellín Colombia.
- Flores, E. J. (2010). “*Diseño del sistema de indicador financiero basado en el scoring de cobranzas para uso empresarial 2009*”. Tesis de Licenciatura. UTE, Quito, Ecuador.
- Foro Latinoamericano y del Caribe de Finanzas Rurales. (2012). *Forolacfr*. Recuperado el 03 de 09 de 2013, de http://forolacfr.org/blog/post/lucrar_con_la_pobreza_a_cambio_de_votos_y_la_ciudadania_rural.
- Gómez Cáceres, D., y López Zaballos, J.M. (2002). *Riesgos financieros y mercados internacionales*.(1ª Ed.) ESIC. España.
- Guajardo, J., Miranda, J., Coloma, P. y Weber, R. (2006). Modelos analíticos para el manejo de riesgos de crédito. *Revista Trend management*. Ed. Especial. Santiago de Chile. Nov. 2006.
- Gutierrez, G.M. (2007). *Bcra.gov.ar*. Recuperado el 12 de 09 de 2013, de <http://www.bcra.gov.ar/pdfs/invest/CreditScoring.pdf>
- Hernández, S., Fernández, C., Baptista, L. (2006). *Metodología de la investigación*. Mc.GrawHill: Colombia.
- Ibarra, D. (2004). *El buen uso del dinero*. México, D.F.: Limusa.
- Imperial, Z. R. (2009). *Condusef.gob.mx*. Recuperado el 09 de 09 de 2013, de <http://condusef.gob.mx/index.php/instituciones-financieras/entidades-de-ahorro-y-credito-popular/383-el-ahorro-popular-la-experiencia-mexicana>

- Juez Martel P., Diez Vegas, J. (1997) *Probabilidad y estadística matemática*. Diaz de santos, S.A. Madrid España
- Lara Rubio, J. (2010). *La gestión del riesgo de crédito en las instituciones de microfinanzas*. Tesis Doctoral. Universidad de Granada, España.
- Manual de organización de la Entidad Oaxaqueña. (2004).
- Mansell, C. C. (1995). *Este País.com*. Recuperado el 09 de 09 de 2013, de http://estepais.com/inicio/historicos/51/7_Propuesta7_Las%20cajas%20populares_Mansell.pdf.
- Marcoleri, M.E. (2003). *La desocupación en Jujuy. Variables a tomar en cuenta para diseñar políticas tendientes a disminuirla*. Recuperado 23 de 04 de 2014 de : <http://www.aset.org.ar/congresos/6/archivosPDF/grupoTematico01/012.pdf>
- Martín M.Q., De paz S.Y., Cabero M.T.(2008). *Tratamiento estadístico de datos con SPSS*. Ed. Thomson. Madrid, España.
- Mendoza, A. N. (2002). *reseau.amerique.latine*. Recuperado el 10 de 09 de 2013, de <http://www.reseau-amerique-latine.fr/ceisal-bruxelles/ESE/ESE-5-MENDOZA-ARREVILLAGA.pdf>
- Microrate. (2011). *Información general sobre las microfinanzas*. Recuperado el 20 de 11 de 2011 de: <http://www.microfinanzas.org/centro-de-informacion/enlace/microrate/>
- Microrate. (2011). *Clientela de las microfinanzas*. Recuperado Noviembre 11, 2012, de: www.microfinanzas.org/centro-de-información/enlaces/microrate
- Muniain, R. L. (2012). *bansefi.gob.mx*. Recuperado el 10 de 09 de 2013, de <http://www.bansefi.gob.mx/sectahorrocredpop/Paginas/QueeselSACP.aspx>
- Mures Quintana, J., García Gallego, A., y Vallejo Pascual, E. (2005). *Aplicación del análisis discriminante y regresión logística en el estudio de la morosidad en las*

entidades financieras. Recuperado el 24 de 08 de 2013, de Pecvnia:
http://pecvnia.unileon.es/pecvnia01/01_175_199.pdf

Nieto Murillo, S. Pérez Salvador, B.R. y Soriano Flores, J.F. (2012) Crédito al consumo: La estadística aplicada a un problema de riesgo crediticio. *Actuarios trabajando. Revista Mexicana de investigación actuarial aplicada*. Año 4. Número 6.

Ochoa J. C., Galeano W. y Agudelo L.G.(2010) *Construcción De un modelo de scoring para el otorgamiento de crédito en una entidad financiera*. Perfil de coyuntura económica No 16, Universidad Antioquía.

Prodesarrollo. (2010). *Benchmarking de las Microfinanzas en México*. Un informe del sector.

Rayo Cantón, S., Lara Rubio, J., Camino Blasco, D. (2010). Un modelo de *credit scoring* para instituciones de microfinanzas en el marco de Basilea II. *Revista de economía, finanzas y ciencias administrativas*.

Robbins, S. P. (2004). *Comportamiento organizacional*. 10ª. Ed. Perason Prentice Hall. México.

Secretaria de Desarrollo Social (SEDESOL). (2013). *Informe anual sobre la situación de pobreza y rezago social*. Recuperado 23 de Abril de 2014 de:
http://www.sedesol.gob.mx/es/SEDESOL/Informe_anual_sobre_la_situacion_de_pobreza_y_rezago_social.

Schereiner, M. (2002). *Ventajas y desventajas del scoring estadístico para las microfinanzas*. Washington: University in st. Louis.

Sotomayor Ruiz, A.S. (2012). *Estimación de la pérdida esperada para una cartera de microcrédito basada en calificaciones internas*. Tesis para obtener el grado de ingeniero matemático. Escuela Politécnica Nacional. Ecuador.

Torres, J.C. (2006). *Curso de formación profesional bancaria*. Libros el nacional. Caracas, Venezuela.

ANEXOS

Anexo 1. Cálculo del índice de desviaciones.

VARIABLES	Categorías	Cumplido		Incumplido Pbb		Total	Default de la entidad	índice de	Desviación
		Total	%	Total	Condicional				
Oficina									
	Yolomecatl	594	94.74%	33	5.26%	627	11.83%	-6.57%	-55.51
	Nochixtlán	495	93.57%	34	6.43%	529	11.83%	-5.40%	-45.67
	Oaxaca	406	68.13%	190	31.87%	596	11.83%	20.04%	169.40
1	Huajuapán	483	84.15%	91	15.85%	574	11.83%	4.02%	34.01
	Nicananduta	136	100.00%	0	0.00%	136	11.83%	-11.83%	-100.00
	Coixtlahuaca	379	93.81%	25	6.19%	404	11.83%	-5.64%	-47.69
	Tepelmeme	194	93.72%	13	6.28%	207	11.83%	-5.55%	-46.91
	Tezoatlán	139	97.89%	3	2.11%	142	11.83%	-9.72%	-82.14
	Cuicatlán	202	92.23%	17	7.76%	219	11.83%	-4.07%	-34.38
	Total	3028		406		3434			
2 Edad									
	18 a 25	314	88.70	40	11.30%	354	11.83%	-0.53%	-4.48
	26 a 35	711	85.87	117	14.13%	828	11.83%	2.30%	19.45
	36 a 45	842	88.26	112	11.74%	954	11.83%	-0.09%	-0.76
	46 a 55	654	88.50	85	11.50%	739	11.83%	-0.33%	-2.77
	Más de 55	507	90.70	52	9.30%	559	11.83%	-2.53%	-21.37
	Total	3028	88.18	406		3434			
3 Buró de crédito									
	A y A+	996	99.50	5	0.50%	1001	11.83%	-11.33%	-95.78
	B,B-B+	1575	93.36	112	6.64%	1687	11.83%	-5.19%	-43.88
	C y C+	161	79.31	42	20.69%	203	11.83%	8.86%	74.89
	D y D+	47	79.66	12	20.34%	59	11.83%	8.51%	71.93
	E y N	108	65.85	56	34.15%	164	11.83%	22.32%	188.64
	N/A	57	25.22	169	74.78%	226	11.83%	62.95%	532.11
	Sin historial	84	89.36	10	10.64%	94	11.83%	-1.19%	-10.07
	Total	3028		406		3434			
4 Escolaridad									
	Ninguno	188	87.04	28	12.96%	216	11.83%	1.13%	9.58
	Primaria	1067	90.58	111	9.42%	1178	11.83%	-2.41%	-20.35
	Secundaria	876	88.04	119	11.96%	995	11.83%	0.13%	1.10
	Preparatoria	531	84.69	96	15.31%	627	11.83%	3.48%	29.43
	Licenciatura	366	87.56	52	12.44%	418	11.83%	0.61%	5.16
	Total	3028		406		3434			
5 Estado civil									
	Soltero	789	82.70	165	17.30%	954	11.83%	5.47%	46.20
	Casado	1481	92.10	127	7.90%	1608	11.83%	-3.93%	-33.24
	Divorciado	39	82.98	8	17.02%	47	11.83%	5.19%	43.88
	Unión libre	596	86.75	91	13.25%	687	11.83%	1.42%	11.97
	Viudo	123	89.13	15	10.87%	138	11.83%	-0.96%	-8.12
	Total	3028	88.18	406	11.82%	3434			
6 Ocupación									
	Ama de casa	324	93.91	21	6.09%	345	11.83%	-5.74%	-48.55
	Empleado	626	86.58	97	13.42%	723	11.83%	1.59%	13.41
	Estudiante	24	96.00	1	4.00%	25	11.83%	-7.83%	-66.19

	Independiente	436	91.98	38	8.02%	474	11.83%	-3.81%	-32.23
	Desempleado	10	58.82	7	41.18%	17	11.83%	29.35%	248.07
	Comerciante	1390	85.75	231	14.25%	1621	11.83%	2.42%	20.46
	Jubilado	49	94.23	3	5.77%	52	11.83%	-6.06%	-51.23
	Campesino	169	95.48	8	4.52%	177	11.83%	-7.31%	-61.79
	Total	3028		406		3434			
7	Tipo de vivienda								
	Propia	2217	88.79	280	11.21%	2497	11.83%	-0.62%	-5.21
	Rentada	153	83.61	30	16.39%	183	11.83%	4.56%	38.58
	Familiar	648	87.57	92	12.43%	740	11.83%	0.60%	5.09
	Compartida	10	71.43	4	28.57%	14	11.83%	16.74%	141.52
	Total	3028		406		3434			
8	Antigüedad en la caja								
	menos o = 1 año	544	94.77	30	5.23%	574	11.83%	-6.60%	-55.82
	1-5 años	1564	85.00	276	15.00%	1840	11.83%	3.17%	26.80
	5-10 años	566	87.48	81	12.52%	647	11.83%	0.69%	5.83
	Más de 10	354	94.91	19	5.09%	373	11.83%	-6.74%	-56.94
	Total	3028		406		3434			
9	Tipo de pago								
	Saldo insoluto	990	87.22	145	12.78%	1135	11.83%	0.95%	7.99
	Pagos fijos	2038	88.65	261	11.35%	2299	11.83%	-0.48%	-4.03
	Total	3028		406		3434			
10	Producto								
	Autoestrena	73	96.05	3	3.95%	76	11.83%	-7.88%	-66.63
	Credicumplido	367	97.09	11	2.91%	378	11.83%	-8.92%	-75.40
	Credimático	191	96.95	6	3.05%	197	11.83%	-8.78%	-74.25
	Credisolución	1436	85.32	247	14.68%	1683	11.83%	2.85%	24.06
	Crediunión	510	81.47	116	18.53%	626	11.83%	6.70%	56.64
	Creditemporada	45	70.31	19	29.69%	64	11.83%	17.86%	150.95
	Credihogar	36	97.30	1	2.70%	37	11.83%	-9.13%	-77.15
	PATMIR	332	100.00	0	0.00%	332	11.83%	-11.83%	-100.00
	Otros	38	92.68	3	7.32%	41	11.83%	-4.51%	-38.15
	Total	3028		406		3434			
11	Plazo								
	Menor o = a								
	12m	1134	89.93	127	10.07%	1261	11.83%	-1.76%	-14.87
	13 a 24 meses	1203	86.48	188	13.52%	1391	11.83%	1.69%	14.25
	25 a 36 meses	593	87.08	88	12.92%	681	11.83%	1.09%	9.23
	37 a 48 meses	92	100.00	0	0.00%	92	11.83%	-11.83%	-100.00
	Más de 48 m	6	66.67	3	33.33%	9	11.83%	21.50%	181.77
	Total	3028		406		3434			
12	Monto								
	\$1000-25000	2389	87.25	349	12.75%	2738	11.83%	0.92%	7.75
	\$25001-50000	375	93.05	28	6.95%	403	11.83%	-4.88%	-41.27
	\$50001-100000	152	89.94	17	10.06%	169	11.83%	-1.77%	-14.97
	\$100001-300000	84	90.32	9	9.68%	93	11.83%	-2.15%	-18.20
	\$300001-500000	25	89.29	3	10.71%	28	11.83%	-1.12%	-9.43
	Más de \$500000	3	100.00	0	0.00%	3	11.83%	-11.83%	-100.00

Total	3028		406		3434			
13 Tasa anual								
0%	368	99.46	2	0.54%	370	11.83%	-11.29%	-95.43
9.01-20%	223	97.38	6	2.62%	229	11.83%	-9.21%	-77.85
20.01-35%	1673	86.64	258	13.36%	1931	11.83%	1.53%	12.94
35.01-45%	595	81.17	138	18.83%	733	11.83%	7.00%	59.14
45.01-60%	169	98.83	2	1.17%	171	11.83%	-10.66%	-90.11
Total	3028		406		3434			
14 Género								
Mujer	1989	87.54	283	12.46%	2272	11.83%	0.63%	5.29
Hombre	1039	89.41	123	10.59%	1162	11.83%	-1.24%	-10.52
Total	3028		406		3434			

Fuente: Datos obtenidos del cálculo del índice de desviación

Anexo 2. Codificación de variables según probabilidad de default

CATEGORIAS	Baja	Media	Alta	Codificación
Oficina				
1 Yolomecatl	↓			1
Nochixtlán	↓			1
Oaxaca			↑	0
Huajuapán		↔		0
Nicananduta	↓			1
Coixtlahuaca	↓			1
Tepelmeme	↓			1
Tezoatlán	↓			1
Cuicatlán	↓			1
Total				
2 Edad				
18 a 25		↔		0
26 a 35		↔		0
36 a 45	↓			1
46 a 55	↓			1
Más de 55	↓			1
Total				
3 Buró de crédito				
A y A+	↓			1
B, B-B+	↓			1
C y C+			↑	0
D y D+			↑	0
E y N			↑	0
N/A			↑	0
Sin historial	↓			1
Total				
4 Escolaridad				
Sin estudios		↔		0
Primaria	↓			1
Secundaria		↔		0
Preparatoria		↔		0

	Licenciatura		↔		0
	Total				
5	Estado civil				
	Soltero			↑	0
	Casado	↓			1
	Divorciado			↑	0
	Unión libre		↔		1
	Viudo		↔		1
	Total				
6	Ocupación				
	Ama de casa	↓			1
	Empleado		↔		0
	Estudiante	↓			1
	Independiente	↓			1
	Desempleado			↑	0
	Comerciante		↔		0
	Jubilado	↓			1
	Campesino	↓			1
	Total				
7	Tipo de vivienda				
	Propia		↔		1
	Rentada			↑	0
	Familiar		↔		1
	Compartida			↑	0
	Total				
8	Antigüedad en la caja				
	menor a 1 año	↓			1
	1-5 años		↔		0
	5-10 años		↔		0
	Más de 10	↓			1
	Total				
9	Tipo de pago				
	Saldo insoluto		↔		0
	Pagos fijos		↔		0
	Total				
10	Producto				
	Autoestrera	↓			1
	Credicumplido	↓			1
	Credimático	↓			1
	Credisolución		↔		0
	Crediunión			↑	0
	Creditemporada			↑	0
	Credihogar	↓			1
	Patmlr	↓			1
	Otros	↓			1
	Total				
11	Plazo				
	Menor o = a 12m	↓			1
	13 a 24 meses		↔		0
	25 a 36 meses		↔		0
	37 a 48 meses	↓			1
	Más de 48 m			↑	0
	Total				
12	Monto				
	\$1000-25000		↔		0
	\$25001-50000	↓			1
	\$50001-100000	↓			1

	\$100001-300000	↓			1
	\$300001-500000	↓			1
	Más de \$500000	↓			1
	Total				
13	Tasa anual				
	0%-9	↓			1
	9.01-20%	↓			1
	20.01-35%		↔		0
	35.01-45%			↑	0
	45.01-60%	↓			1
	Total				
14	Género				
	Mujer		↔		0
	Hombre	↓			1
	Total				

Fuente: Elaboración propia con datos de la Entidad Oaxaqueña

Anexo 3. Análisis bivariante de variables cualitativas

Tabla de contingencia mora * SUCURSALES

		SUCURSALES		Total
		0	1	
mora	Recuento	281	125	406
	malos % dentro de mora	69.2%	30.8%	100.0%
	% dentro de SUCURSALES	24.0%	5.5%	11.8%
	Recuento	889	2139	3028
	buenos % dentro de mora	29.4%	70.6%	100.0%
	% dentro de SUCURSALES	76.0%	94.5%	88.2%
Total	Recuento	1170	2264	3434
	% dentro de mora	34.1%	65.9%	100.0%
	% dentro de SUCURSALES	100.0%	100.0%	100.0%

Pruebas de chi-cuadrado

	Valor	gl	Sig. asintótica (bilateral)	Sig. exacta (bilateral)	Sig. exacta (unilateral)
Chi-cuadrado de Pearson	253.123 ^a	1	.000		
Corrección por continuidad ^b	251.352	1	.000		
Razón de verosimilitudes	238.611	1	.000		
Estadístico exacto de Fisher				.000	.000
Asociación lineal por lineal	253.049	1	.000		
N de casos válidos	3434				

a. 0 casillas (0.0%) tienen una frecuencia esperada inferior a 5. La frecuencia mínima esperada es 138.33.

b. Calculado sólo para una tabla de 2x2.

Tabla de contingencia mora * OCUPACIONES

		OCUPACIONES		Total	
		0	1		
mora	malos	Recuento	335	71	406
		% dentro de mora	82.5%	17.5%	100.0%
		% dentro de OCUPACIONES	14.2%	6.6%	11.8%
	buenos	Recuento	2026	1002	3028
		% dentro de mora	66.9%	33.1%	100.0%
		% dentro de OCUPACIONES	85.8%	93.4%	88.2%
Total		Recuento	2361	1073	3434
		% dentro de mora	68.8%	31.2%	100.0%
		% dentro de OCUPACIONES	100.0%	100.0%	100.0%

Pruebas de chi-cuadrado

	Valor	gl	Sig. asintótica (bilateral)	Sig. exacta (bilateral)	Sig. exacta (unilateral)
Chi-cuadrado de Pearson	40.572 ^a	1	.000		
Corrección por continuidad ^b	39.849	1	.000		
Razón de verosimilitudes	44.550	1	.000		
Estadístico exacto de Fisher				.000	.000
Asociación lineal por lineal	40.560	1	.000		
N de casos válidos	3434				

a. 0 casillas (0.0%) tienen una frecuencia esperada inferior a 5. La frecuencia mínima esperada es 126.86.

b. Calculado sólo para una tabla de 2x2.

Tabla de contingencia mora * CALCULO

		CALCULO		Total
		PAGO FIJO	SALDO INSOLUTO	
mora	Recuento	261	145	406
	malos % dentro de mora	64.3%	35.7%	100.0%
	% dentro de CALCULO	11.3%	12.8%	11.8%
	Recuento	2041	987	3028
	buenos % dentro de mora	67.4%	32.6%	100.0%
	% dentro de CALCULO	88.7%	87.2%	88.2%
Total	Recuento	2302	1132	3434
	% dentro de mora	67.0%	33.0%	100.0%
	% dentro de CALCULO	100.0%	100.0%	100.0%

Pruebas de chi-cuadrado

	Valor	gl	Sig. asintótica (bilateral)	Sig. exacta (bilateral)	Sig. exacta (unilateral)
Chi-cuadrado de Pearson	1.576 ^a	1	.209		
Corrección por continuidad ^b	1.438	1	.231		
Razón de verosimilitudes	1.557	1	.212		
Estadístico exacto de Fisher				.216	.116
N de casos válidos	3434				

a. 0 casillas (0.0%) tienen una frecuencia esperada inferior a 5. La frecuencia mínima esperada es 133.84.

b. Calculado sólo para una tabla de 2x2.

Tabla de contingencia mora * EDOCIVIL

		EDOCIVIL		Total
		0	1	
mora	Recuento	173	233	406
	malos % dentro de mora	42.6%	57.4%	100.0%
	% dentro de EDOCIVIL	17.3%	9.6%	11.8%
	Recuento	828	2200	3028
	buenos % dentro de mora	27.3%	72.7%	100.0%
	% dentro de EDOCIVIL	82.7%	90.4%	88.2%
Total	Recuento	1001	2433	3434
	% dentro de mora	29.1%	70.9%	100.0%
	% dentro de EDOCIVIL	100.0%	100.0%	100.0%

Pruebas de chi-cuadrado

	Valor	gl	Sig. asintótica (bilateral)	Sig. exacta (bilateral)	Sig. exacta (unilateral)
Chi-cuadrado de Pearson	40.398 ^a	1	.000		
Corrección por continuidad ^b	39.662	1	.000		
Razón de verosimilitudes	38.008	1	.000		
Estadístico exacto de Fisher				.000	.000
Asociación lineal por lineal	40.386	1	.000		
N de casos válidos	3434				

a. 0 casillas (0.0%) tienen una frecuencia esperada inferior a 5. La frecuencia mínima esperada es 118.35.

b. Calculado sólo para una tabla de 2x2.

Tabla de contingencia mora * VIVIENDA

		VIVIENDA		Total		
		COMPARTIDA, RENTADA	PROPIA,FAMILI AR			
mora	malos	Recuento	34	372	406	
		% dentro de mora	8.4%	91.6%	100.0%	
		% dentro de VIVIENDA	17.3%	11.5%	11.8%	
	buenos	Recuento	163	2865	3028	
			% dentro de mora	5.4%	94.6%	100.0%
			% dentro de VIVIENDA	82.7%	88.5%	88.2%
Total	Recuento	197	3237	3434		
		% dentro de mora	5.7%	94.3%	100.0%	
		% dentro de VIVIENDA	100.0%	100.0%	100.0%	

Pruebas de chi-cuadrado

	Valor	gl	Sig. asintótica (bilateral)	Sig. exacta (bilateral)	Sig. exacta (unilateral)
Chi-cuadrado de Pearson	5.924 ^a	1	.015		
Corrección por continuidad ^b	5.383	1	.020		
Razón de verosimilitudes	5.323	1	.021		
Estadístico exacto de Fisher				.022	.013
Asociación lineal por lineal	5.922	1	.015		
N de casos válidos	3434				

a. 0 casillas (0.0%) tienen una frecuencia esperada inferior a 5. La frecuencia mínima esperada es 23.29.

b. Calculado sólo para una tabla de 2x2.

Tabla de contingencia mora * NIVEL

		NIVEL		Total
		0	1	
mora	Recuento	295	111	406
	malos % dentro de mora	72.7%	27.3%	100.0%
	% dentro de NIVEL	13.1%	9.4%	11.8%
	Recuento	1961	1067	3028
	buenos % dentro de mora	64.8%	35.2%	100.0%
	% dentro de NIVEL	86.9%	90.6%	88.2%
Total	Recuento	2256	1178	3434
	% dentro de mora	65.7%	34.3%	100.0%
	% dentro de NIVEL	100.0%	100.0%	100.0%

Pruebas de chi-cuadrado

	Valor	gl	Sig. asintótica (bilateral)	Sig. exacta (bilateral)	Sig. exacta (unilateral)
Chi-cuadrado de Pearson	9.909 ^a	1	.002		
Corrección por continuidad ^b	9.561	1	.002		
Razón de verosimilitudes	10.237	1	.001		
Estadístico exacto de Fisher				.002	.001
Asociación lineal por lineal	9.906	1	.002		
N de casos válidos	3434				

a. 0 casillas (0.0%) tienen una frecuencia esperada inferior a 5. La frecuencia mínima esperada es 139.27.

b. Calculado sólo para una tabla de 2x2.

Tabla de contingencia mora * BURÓCALIF

		BURÓCALIF		Total
		0	1	
mora	Recuento	289	117	406
	malos % dentro de mora	71.2%	28.8%	100.0%
	% dentro de BURÓCALIF	38.7%	4.4%	11.8%
	Recuento	457	2571	3028
	buenos % dentro de mora	15.1%	84.9%	100.0%
	% dentro de BURÓCALIF	61.3%	95.6%	88.2%
Total	Recuento	746	2688	3434
	% dentro de mora	21.7%	78.3%	100.0%
	% dentro de BURÓCALIF	100.0%	100.0%	100.0%

Pruebas de chi-cuadrado

	Valor	gl	Sig. asintótica (bilateral)	Sig. exacta (bilateral)	Sig. exacta (unilateral)
Chi-cuadrado de Pearson	662.341 ^a	1	.000		
Corrección por continuidad ^b	659.047	1	.000		
Razón de verosimilitudes	537.419	1	.000		
Estadístico exacto de Fisher				.000	.000
Asociación lineal por lineal	662.148	1	.000		
N de casos válidos	3434				

a. 0 casillas (0.0%) tienen una frecuencia esperada inferior a 5. La frecuencia mínima esperada es 88.20.

b. Calculado sólo para una tabla de 2x2.

Tabla de contingencia mora * PRODUCTOS

		PRODUCTOS		Total
		0	1	
mora	Recuento	382	24	406
	malos % dentro de mora	94.1%	5.9%	100.0%
	% dentro de PRODUCTOS	16.1%	2.3%	11.8%
	Recuento	1991	1037	3028
	buenos % dentro de mora	65.8%	34.2%	100.0%
	% dentro de PRODUCTOS	83.9%	97.7%	88.2%
Total	Recuento	2373	1061	3434
	% dentro de mora	69.1%	30.9%	100.0%
	% dentro de PRODUCTOS	100.0%	100.0%	100.0%

Pruebas de chi-cuadrado

	Valor	gl	Sig. asintótica (bilateral)	Sig. exacta (bilateral)	Sig. exacta (unilateral)
Chi-cuadrado de Pearson	134.628 ^a	1	.000		
Corrección por continuidad ^b	133.305	1	.000		
Razón de verosimilitudes	172.039	1	.000		
Estadístico exacto de Fisher				.000	.000
Asociación lineal por lineal	134.589	1	.000		
N de casos válidos	3434				

a. 0 casillas (0.0%) tienen una frecuencia esperada inferior a 5. La frecuencia mínima esperada es 125.44.

b. Calculado sólo para una tabla de 2x2.

Anexo 4. Análisis bivariable de variables cuantitativas

INFORME

ANTIGUEDADES

	N	Media	Desviación típica	Error típico
malos	406	.1207	.32617	.01619
buenos	3028	.2966	.45682	.00830
Total	3434	.2758	.44697	.00763

ANOVA de un factor

ANTIGUEDADES

	Suma de cuadrados	gl	Media cuadrática	F	Sig.
Inter-grupos	11.074	1	11.074	56.323	.000
Intra-grupos	674.770	3432	.197		
Total	685.844	3433			

INFORME

EDADES

	N	Media	Desviación típica	Error típico
malos	406	.6133	.48759	.02420
buenos	3028	.6615	.47328	.00860
Total	3434	.6558	.47518	.00811

ANOVA de un factor

EADADES

	Suma de cuadrados	gl	Media cuadrática	F	Sig.
Inter-grupos	.831	1	.831	3.685	.055
Intra-grupos	774.318	3432	.226		
Total	775.150	3433			

INFORME

No PAGOS

	N	Media	Desviación típica	Error típico
malos	406	20.63	9.595	.476
buenos	3028	19.91	11.934	.217
Total	3434	20.00	11.683	.199

ANOVA de un factor

No PAGOS

	Suma de cuadrados	gl	Media cuadrática	F	Sig.
Inter-grupos	184.340	1	184.340	1.351	.245
Intra-grupos	468389.586	3432	136.477		
Total	468573.925	3433			

INFORME

MONTO

	N	Media	Desviación típica	Error típico
malos	406	22877.233251	48664.5858525	2415.1828436
buenos	3028	25004.032764	49938.1680489	907.5167950
Total	3434	24752.582385	49787.0570244	849.6035334

ANOVA de un factor

MONTO

	Suma de cuadrados	gl	Media cuadrática	F	Sig.
Inter-grupos	1619327599.462	1	1619327599.462	.653	.419
Intra-grupos	8507933017259.584	3432	2479001461.905		
Total	8509552344859.046	3433			