



UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DEL ESTADO DE MÉXICO
CENTRO UNIVERSITARIO UAEM TENANCINGO



**“EL RIESGO DE NO PAGO EN UNA INSTITUCIÓN MICROFINANCIERA DEL
MUNICIPIO DE TENANCINGO ESTADO DE MÉXICO,
2011-2014”**

TESIS

LICENCIATURA EN RELACIONES ECONÓMICAS INTERNACIONALES

QUE PRESENTA:

VIANETTE ALBARRAN CASTRO

FABIOLA MONTES DE OCA VALDES

IVONNE MEZA MILLÁN

DIRECTOR:

DR. en C. RAFAEL MORALES IBARRA

TENANCINGO MÉXICO A, JULIO DE 2015

ÍNDICE

RESUMEN

INTRODUCCIÓN

CAPÍTULO I

1.1 Planteamiento del problema	13
1.2 Justificación.....	15
1.3 Objetivos	17
a. Objetivo general	17
b. Objetivos específicos.....	17
1.4 Hipótesis	17

CAPÍTULO II. MARCO REFERENCIAL

2.1 Marco teórico	18
2.2 Marco conceptual.....	21
2.3 Estudios realizados sobre el tema	24
2.3.1 Contexto internacional.....	25
2.3.2 Contexto nacional.....	26
2.3.3 Contexto local.....	27
2.4 Origen y antecedentes de las microfinanzas	27
2.4.1 Contexto internacional.....	27
a. <i>ACCION International</i>	27
b. Banco <i>SEWA</i>	29
c. <i>CrediCapital</i>	30
d. <i>El Grameen Bank</i>	31
e. <i>Opportunity International</i>	32
f. <i>Finca International</i>	33
g. <i>Procredit</i>	35
2.4.2 Contexto nacional.....	36
a. <i>Compartamos Banco</i>	36

b. Financiera Independencia	38
c. Caja Popular Mexicana.....	41
d. Caja Libertad	42
e. CAME	42
f. ProDesarrollo	43
g. FinComun.....	44
h. Apoyo Económico.....	45
i. Soluciones Financieras.....	46
2.5 Instituciones microfinancieras en la región de estudio	47

CAPÍTULO III. METODOLOGÍA

3.1 Población objetivo	49
3.2 Calculo de la muestra	50
3.3 Técnicas de recolección de información	51
3.4 Diseño y aplicación de cuestionarios	51
3.5 Modelos <i>Credit Scoring</i>	52
3.5.1 <i>Credit Scoring</i>	53
3.5.2 <i>Credit Scoring</i> en microfinanzas.....	54
3.5.3 Metodologías aplicadas en los modelos de <i>Credit Scoring</i>	55
a. Análisis Discriminante	56
b. Redes Neuronales.....	57
c. Scoring basado en el juicio.....	57
d. Regresión Logística.....	58

CAPÍTULO IV. ANÁLISIS E INTERPRETACIÓN DE RESULTADOS

4.1 Antecedentes generales	61
4.2 Conformación de la base de datos.....	62
4.3 Definición de la variable respuesta y variables explicatorias	62
4.4 Selección de variables	64
4.5 Credit Scoring: caso Compartamos Banco	66
4.5.1 Elección del punto de corte	70
4.5.2 Ajuste del modelo.....	70

4.5.3 Poder predictivo	72
4.5.4 Poder discriminatorio.....	73
4.5.5 Validación.....	74
4.5.5.1 Cálculo de probabilidades parciales del riesgo de no pago.....	74
4.5.5.2 Análisis de probabilidades parciales del riesgo de no pago	79
4.5.5.3 Cálculo y análisis de probabilidades conjuntas del riesgo de no pago	83
5.6 Propuestas de solución para disminuir el riesgo de no pago en IMF	85

CONCLUSIONES

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

REFERENCIAS ELECTRÓNICAS

DEDICATORIA

A ti Dios por la oportunidad de haberme permitido concluir una meta más en mi vida.

Principalmente con amor y respeto a mis padres, que con sus sacrificios pudo haber sido esto posible.

A mi padre Martin Albarran Boyzo quien me otorgó lo mejor que me pudo haber ofrecido, la oportunidad de haber concluido mi carrera universitaria.

A mi madre Laura Castro Vega por haberme apoyado en cada uno de los momentos difíciles y aconsejarme cuando lo necesitaba.

A mi hermana Laura Ayelete, por haber estado siempre a mi lado en esta etapa de mi vida. A mi hermano Daniel Jovany, por ayudarme en lo que fuera posible.

A todos mis tíos(as), por estar ahí en todo momento, por sus consejos, apoyo y enseñanzas.

A mis amigas Fabiola e Ivonne por haber formado parte de mi vida y apoyarme en esta etapa, además haber terminado juntas este proyecto.

Y en especial a Jhonnatan Nieto Rivera que siempre estuvo ahí en todo momento, apoyándome incondicionalmente, por inspirarme y motivarme a salir adelante creyendo siempre en mí.

Vianette Albarran Castro

DEDICATORIA

A mi madre Jovita Millán Fuentes con mucho cariño, por su apoyo incondicional, por fomentar en mí el deseo de superación, por haberme brindado la oportunidad de estudiar una carrera y de esta manera darme la mejor herencia que pueda existir. De igual modo por ser el motor de mi vida, brindándome siempre un ejemplo a seguir, por ser siempre mi mayor motivo de admiración y haber jugado siempre un doble rol en mi vida.

A mis hermanos Ernesto y Oscar por apoyarme y creer en mí, por haber formado fortaleza en mi con nuestras vivencias, por formar parte de mi vida y regalarme siempre momentos gratos.

A mi preciosa sobrina Betzy por regalarme alegrías y sonrisas con su inocencia y ocurrencias.

A mis compañeras y amigas Fabiola y Vianette por haber cursado conmigo cada paso de la carrera, por haber sido mis confidentes y apoyarme en buenos y malos momentos y por haber compartido conmigo la tesis y con ella cada una de sus experiencias, no me queda más que desearles éxito en todos sus futuros proyectos.

Ivonne Meza Millán

DEDICATORIA

A dios por darme la oportunidad de concluir mis estudios y esta maravillosa etapa de mi vida.

Le dedico este trabajo especialmente a mi papá Daniel Montes de Oca Ramírez con mucho cariño y admiración ya que es mi amigo y mi motor para esforzarme cada día. Además el responsable de que haya iniciado y concluido esta aventura porque nunca dejo de creer en mí y apoyarme aun en las situaciones más difíciles. No hay palabras que describan el inmenso agradecimiento que te tengo papi.

A mi mama Cristina Valdes Sánchez, quien me ha acompañado toda la vida, me ha brindado su apoyo y amor incondicional. La mujer que me ha acompañado en mis desvelos y en los momentos más difíciles, es por ello que le dedico todo mi esfuerzo y dedicación con mucho cariño y respeto.

A mis hermanas y confidentes; Paty, Dany y Bere por su apoyo incondicional, por compartir mis alegrías y tristezas y por ser uno de los motivos de mi razón de ser. También por ser las personitas que me alegran cada día y por tantos y tantos momentos que hemos vivido juntas.

A mi amiga y hermana Leticia Dávila Aguilar por ser parte fundamental en mi vida, por su apoyo incondicional, consejos y paciencia.

Por supuesto a mis compañeras y amigas Vianette e Ivonne, ya que sin ustedes no hubiera sido posible hacer este sueño profesional, que no solo incluye la elaboración de este proyecto sino por su apoyo a lo largo de estos casi cinco años. También por su amistad y siempre hacerme sonreír.

A MTRA. Irene González Escobar porque nunca dejo de creer en mí.

Fabiola Montes de Oca Valdes

AGRADECIMIENTO

Nuestro más sincero agradecimiento a nuestro director de tesis Dr. Rafael Morales Ibarra, por su apoyo incondicional, por compartir su conocimiento dentro y fuera de las aulas y por supuesto por su tiempo y paciencia para la realización de esta tesis que sin usted no hubiese sido posible.

A nuestra casa y alma máter Universidad Autónoma del Estado de México, especialmente al Centro Universitario Tenancingo, en el cual nos formamos como profesionistas y personas, y de igual forma nos llevamos las vivencias adquiridas en cada uno de los rincones de este espacio académico.

RESUMEN

En la presente investigación, se diseña un modelo de *Credit Scoring* empleando la técnica de regresión logística con la finalidad de calcular probabilísticamente la posibilidad del no pago de los clientes. Para ello se emplean datos de campo en el periodo 2011-2014 de Compartamos Banco, microfinanciera en estudio, ubicada en el municipio de Tenancingo, Estado de México.

Así el modelo se convierte en una herramienta auxiliar para la toma de decisiones en instituciones microfinancieras en zonas rurales, por la bondad de ajuste y valor predictivo del modelo hace de este una propuesta viable para disminuir los índices de morosidad en dichas instituciones.

Finalmente, el rigor teórico y metodológico en el análisis de dicha investigación nos permite proporcionar una serie de recomendaciones para mejorar el manejo del riesgo y la correcta toma de decisiones en las entidades microfinancieras.

Palabras clave: Microcrédito, instituciones microfinancieras, riesgo, *Credit Scoring*.

INTRODUCCIÓN

En 2004 el Comité de Basilea propuso una serie de recomendaciones sobre legislación y regulación bancaria, con el propósito de establecer los requerimientos de capital necesarios para asegurar la protección de las entidades frente a los riesgos financieros y operativos. Concretamente, el acuerdo sobre regulación y supervisión bancaria, exige a las entidades financieras de los países destinar una proporción de sus donaciones de capital para cubrir los riesgos (Rayo, Lara y Camino, 2010).

Por consiguiente, las entidades financieras y de microfinanzas inmersas en este sector requieren adoptar procesos internos que sean capaces de medir el riesgo de crédito. Lo que obliga a disponer de herramientas y modelos de medición (*Scorings* y *ratings*) con objeto de seleccionar a los clientes según su perfil y análisis de la severidad en el riesgo del crédito (Rayo, Lara y Camino, 2010).

En el presente trabajo se propone un método que pueda ayudar a resolver el problema de una correcta clasificación de clientes, ya sean cumplidos o morosos. Para ello, se diseña una metodología que analiza el riesgo de impago en la concesión de microcréditos.

Desde nuestra perspectiva, el elemento clave para analizar el proceso de calificación de riesgos, según la normativa de Basilea, es que las instituciones microfinancieras dispongan de un modelo de *Credit Scoring* que les permita medir la probabilidad de impago del crédito que se otorga.

Formalmente el empleo de los modelos de *Credit Scoring* aplicados se remonta al año 1936 (Thomas citado en Coloma et al. 2006). Sin embargo, es hasta 1941 que Durand lo enfoca hacia un contexto financiero para clasificar créditos y más tarde en Estados Unidos, en la década de los 60's fueron empleados para sistematizar la colocación de créditos y tarjetas de crédito (Dabós, s. f).

Desde entonces una de las herramientas mayormente empleada en estos modelos, es la regresión logística, toda vez que permite obtener el grado de importancia

relativa de cada una de las variables explicativas cuantificando su efecto en la variable dependiente (Coloma et al., 2006).

Por ello como ya se ha dicho, uno de los objetivos de la presente investigación es construir un modelo de *Credit Scoring* auxiliándose de técnicas econométricas, particularmente de la regresión logística, en busca de obtener un modelo que coadyuve a la correcta toma de decisiones en la difícil tarea de otorgar un microcrédito, así como contribuir con la literatura de estudios empíricos a nivel local y regional que se presume escasa.

En forma particular se busca advertir probabilísticamente si un cliente determinado podría convertirse en moroso según su perfil estadístico, y así cumplir con los objetivos planteados. La pertinencia del uso de dichos modelos se justifica cuando estamos interesados en pronosticar la probabilidad de que ocurra o no un suceso determinado. En específico, que un cliente devuelva un crédito bancario.

Si bien existen otras técnicas metodológicas, tales como el análisis discriminante que requiere de normalidad multivariante de los datos, mientras que el análisis de regresión logística sólo precisa del principio de monotonía, es decir, la probabilidad de que se presente el suceso “*no pago*” dado determinadas condiciones sea mayor a que ocurra con una menor posibilidad según las características o valores que tomen el perfil estadístico del cliente.

No obstante la información empleada para la construcción del modelo de la presente investigación se obtuvo mediante un trabajo de campo, y en específico de una sucursal de la microfinanciera Compartamos Banco ubicada en el municipio de Tenancingo Estado de México, durante los años de 2011 a 2014.

Por lo tanto, la presente investigación se ha estructurado de la siguiente manera: Luego de la Introducción, en el capítulo I, se describe la problemática e importancia del objeto de estudio, enfatizando el objetivo central de la investigación, así como los objetivos específicos, también se plantea una respuesta tentativa a la problemática presentada en la investigación.

En el capítulo II se revisan los enfoques teóricos sobre microfinanzas y microcrédito. En este apartado, se pone de manifiesto que no existe una teoría económica pura

que explique al microcrédito desde una óptica microeconómica o macroeconomía. De igual modo, se expone una revisión bibliográfica que rescata a los autores que fundamentan los conceptos importantes empleados en la investigación.

El capítulo III se describe la metodología empleada en la consecución de un modelo de *Credit Scoring* para instituciones de microfinanzas y la validación de la hipótesis planteada. Además se abordan los principales modelos de *Credit Scoring* que se utilizan en las instituciones bancarias aplicadas al riesgo de no pago, así mismo se definen las técnicas, herramientas y variables empleadas para el análisis de este tipo de investigación.

Por ultimo en el capítulo IV presentamos la aplicación de la metodología y los resultados obtenidos del modelo de *Credit Scoring*, con su respectivo análisis, y finalmente se propone una serie de conclusiones, así como una serie de recomendaciones derivadas de la investigación.

CAPÍTULO I

1.1 Planteamiento del problema

El Sistema Financiero Mexicano se divide en dos grandes rubros; la banca tradicional y la banca social. La banca tradicional está conformada por la banca comercial, casas de bolsa, sociedades de inversión, arrendadoras, otras organizaciones auxiliares del crédito y la banca de desarrollo, mientras que por otro lado la banca social está compuesta por la banca popular y las microfinancieras (Silva, 2004).

Ahora bien, la banca comercial se caracteriza por ofrecer servicios como manejo de cuentas, tarjetas de crédito, inversiones, seguros, cuentas de cheques, pagos y créditos (nómina, hipotecarios, personales y automotrices). El monto prestado y el plazo dependen del tipo de crédito, teniendo como monto mínimo 2 mil pesos y como monto máximo 500 mil pesos, con un plazo mínimo de 12 meses a pagar (información cotejada de las paginas oficiales de las instituciones bancarias, 2014).

Por otra parte, la banca social, tiene la función de proveer de servicios financieros a sectores poblacionales excluidos de la banca tradicional, con el objetivo de promover el fortalecimiento del sector de ahorro y crédito popular ofreciendo servicios como cuentas de ahorro; seguros y créditos (mujer, comerciante, individual y grupal) (información cotejada de las paginas oficiales de las instituciones de microfinanzas, 2014).

De ahí, que los créditos tiene la finalidad de generar un motor de crecimiento y bienestar social, razón por la cual, van dirigidos a actividades generadoras de ingresos, ya sea para implementar o expandir un negocio. Dependiendo la modalidad del crédito es el monto y plazo a pagar, estos van desde los 1,500 pesos hasta los 100 mil pesos con plazos desde los 4 hasta los 36 meses con frecuencias de pago semanal, bisemanal o mensual (información cotejada de las paginas oficiales de las instituciones de microfinanzas, 2014).

Tal y como se evidencia anteriormente, la banca comercial históricamente se ha caracterizado en atender a la población de mayores ingresos, es por ello, la disparidad en los montos y plazos a pagar. A partir de ello la banca tradicional únicamente presta sus servicios a aquellos que son capaces de pagarlos con un valor agregado (intereses), las instituciones bancarias utilizan mecanismos para asegurar la devolución del préstamo, tales como; avales o soportes de financiamiento (Andrade y Muñoz, 2006).

Mientras que, la banca social se ocupa de la población con ingresos medios y bajos, sus objetivos son enfocados a impulsar y promover el acceso a créditos para desarrollar actividades económicas que impulsan el desarrollo social de la población que no está siendo sujeta de crédito por parte de la banca comercial.

Bajo este contexto es que las instituciones microfinancieras son adoptadas por la banca social como un medio para proveer microcréditos y ahorro a empresas y familias que tradicionalmente se han mantenido excluidos del sistema financiero por su condición social (Armendáriz y Morduch, 2011).

Las instituciones microfinancieras ofrecen microcréditos que constan de créditos de baja cuantía con plazos y frecuencia de pago accesibles, además en comparación con la banca comercial las microfinancieras al otorgar un microcrédito se basan en una metodología de confianza (Andrade y Muñoz, 2006).

De ahí que, las microfinancieras han venido tomando un mercado que estaba abandonado por la banca comercial, adoptando como estrategia el establecerse en zonas y regiones rurales, donde se encuentran los pobladores de medios y bajos ingresos, en comparación con la banca comercial, dado que estas se encuentran normalmente en grandes ciudades y zonas urbanas.

Las funciones de la banca comercial y las microfinancieras son muy parecidas, aunque la diferencia persiste en el tipo de clientes al cual va dirigido el servicio de financiamiento. Tanto para las instituciones bancarias consolidadas como para las instituciones microfinancieras el riesgo de tener o generar una cartera con altos índices de morosidad se convierte en su principal problema. Sin embargo, las

microfinancieras por su estructura y condición, deben contar con una adecuada gestión del riesgo, centrarse en mantener índices de morosidad bajos y conducirse con índices de solvencia estables.

En México el Índice de Morosidad (IMOR) de acuerdo a la base de datos obtenida en la Comisión Nacional Bancaria y de Valores (CNBV) (2014) indica que la banca comercial tiene un índice de morosidad del 3.35 por ciento, mientras que, las Sociedades Cooperativas de Ahorro y Préstamo (SOCAPS) sector en el cual se encuentran las microfinancieras, presentan índices superiores al 6 por ciento.

Berezo (2005) citado en Andrade y Muñoz (2006) indica que el IMOR no debe superar al 4 o 5 por ciento debido a que estaría comprometiendo la viabilidad de cualquier institución financiera, aunque Jansson (2003) citado en Andrade y Muñoz (2006) considera que una cartera en riesgo o un IMOR que excede el 10 por ciento debe ser alarmante para una institución. De acuerdo a los parámetros anteriores, el IMOR en el sector de las microfinanzas está por arriba del límite.

Por lo tanto, los IMOR indican el tipo de cartera que una institución posee; bajos índices de morosidad permiten tener una cartera activa positiva, mientras que una cartera con alto riesgo indica una cartera deficiente. Una institución con una cartera deficiente indica una mala gestión del riesgo, provocando problemas internos y en el sistema financiero.

A partir de ello, resulta de gran importancia realizar una adecuada evaluación de riesgos al momento de otorgar un crédito. Dado lo anterior, el objetivo de la presente investigación es construir un modelo de *Credit Scoring*, con el apoyo de técnicas econométricas que permitan calcular la probabilidad de riesgo en la microfinanciera Compartamos Banco en el municipio de Tenancingo, Estado de México.

1.2 Justificación

En la última década el crecimiento de las instituciones microfinancieras y por tanto de los microcréditos han impulsado al sector financiero a una mayor competencia con las entidades bancarias. La banca comercial ha contado tradicionalmente con

métodos para analizar sus riesgos, pero no ha sido así para las instituciones microfinancieras (Rayo, Lara y Camino, 2010), ante esto se considera que es indispensable la aplicación de un método para estas, dadas las políticas con las que cuentan cuando se otorga un microcrédito.

Si bien, el riesgo de no pago es latente en toda empresa financiera y no puede ser evitado pero si puede ser administrado, por lo tanto, la gestión del riesgo ayuda a la minimización de las consecuencias ante una toma de decisiones incorrectas (Tarantino, 2003), haciendo especial hincapié en las instituciones microfinancieras, donde se pretende registrar un menor índice de morosidad por parte de sus clientes activos.

Ante la incertidumbre en las instituciones microfinancieras al otorgar un microcrédito o no, existe la posibilidad de que el analista tienda a equivocarse, dado que solo cuenta con información proveniente del mismo solicitante, por lo que, en la presente investigación se diseña un modelo econométrico que busca calcular probabilísticamente el riesgo de que un determinado solicitante de un microcrédito incumpla en sus obligaciones contraídas.

En particular, el tema se ha venido abordando con un modelo comúnmente llamado *Credit Scoring*, dado que la bondad de éste radica en el hecho de ser un auxiliar en la toma de decisiones, como lo señala Schreiner (2000) citado en Rayo, Lara y Camino (2010) “los modelos de *Credit Scoring* en microfinanzas apoyan la decisión del analista de créditos, pero no la sustituye”.

La institución de la cual proviene la información estadística para la construcción de dicho modelo es una sucursal de Compartamos Bancos ubicada en el municipio de Tenancingo, Estado de México durante el periodo 2011-2014. Así mismo, la construcción y posterior ejecución del modelo de *Credit Scoring* actuará como una herramienta auxiliar para la toma de decisiones y podrá ser implementada en otras instituciones microfinancieras que posean características similares, dentro y fuera de la zona de estudio.

1.3 Objetivos

a. Objetivo general

Diseñar un modelo de *Credit Scoring* para calcular el riesgo de no pago en una institución microfinanciera del municipio de Tenancingo, Estado de México durante 2011-2014, empleando la técnica de regresión logística.

b. Objetivos específicos

- Elaborar un marco de referencia teórico metodológico para el estudio de las microfinanzas.
- Aplicar un modelo de regresión logística que permita calcular la probabilidad de no pago en los usuarios de microcréditos.
- Evaluar la bondad de ajuste del modelo de regresión logística para el pronóstico del riesgo de no pago y realizar una serie de recomendaciones para mejorar la toma de decisiones en las entidades microfinancieras.

1.4 Hipótesis

La toma de decisiones con base a información confiable al otorgar un microcrédito en una institución especializada en microfinanzas permitirá disminuir el riesgo de no pago en una microfinanciera en el municipio de Tenancingo, Estado de México durante 2011–2014.

CAPÍTULO II

MARCO REFERENCIAL

2.1 Marco teórico

Al tratar de explicar las teorías que definan los orígenes del microcrédito se presenta un obstáculo, ya que este es un instrumento de las microfinanzas y cabe mencionar que las microfinanzas surgen a raíz de la experiencia internacional del “*Grameen Bank*” en Bangladesh impulsado por el economista Muhammad Yunus en 1976 (Armendáriz y Morduch, 2011).

Ante esto, en la teoría económica las microfinanzas no ocupan un espacio propio y no alcanzan el estatus de teoría, por lo tanto, aun no se define si las microfinanzas pertenecen al campo de la macroeconomía o de la microeconomía. Por una parte se le considera como una extensión de la teoría macroeconómica dado que desde sus orígenes cuentan con efectos en escala agregada; de ahí, que se les considere una herramienta de combate a la pobreza y un instrumento de política pública (Esquivel, 2010).

Sin embargo, las microfinanzas tampoco son ajenas a los problemas macroeconómicos, porque contribuyen a combatir problemas de informalidad económica, exclusión financiera, dualización de la economía, así como en la estabilización del consumo, creación de empleo y en el crecimiento económico (Esquivel, 2010).

No obstante, las principales causas de que un impacto macroeconómico no se genere dentro del contexto de las microfinanzas se debe a la dualización de las economías de los países pobres, así como a la poca cuantificación de la economía informal (Cortés, 2008).

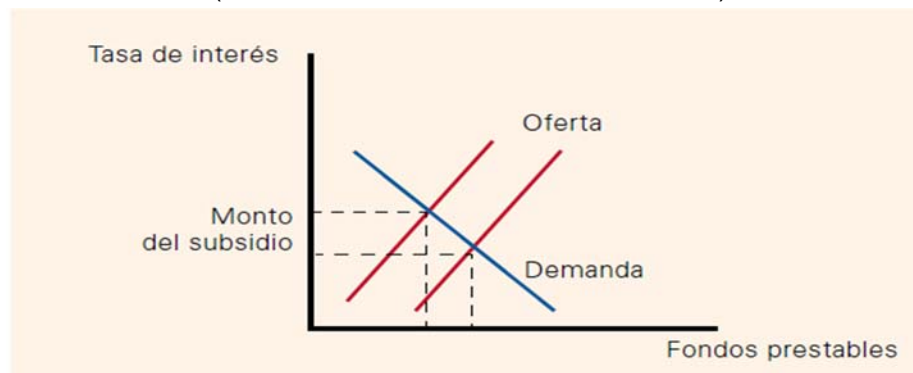
Por otra parte se le considera dentro de la teoría microeconómica, bancaria o del dinero por su connotación microeconómico que hace alusión a la microempresa (Esquivel, 2010). Además, a escala microeconómica existe evidencia de que las

microfinanzas contribuyen a mejorar la calidad de vida de las personas, así como a la acumulación de capital local permitiendo un inicial crecimiento económico por medio del autoempleo (Cortés, 2008).

A partir de este dilema en el que se encuentran las microfinanzas resulta difícil contextualizar a los microcréditos; sin embargo, como lo indica Esquivel (2010) existen dos modelos que tratan de explicar su funcionabilidad haciendo una comparación entre la banca comercial y las microfinanzas.

En la figura 1 se ilustra al modelo de oferta adelantada a la demanda de crédito. Este modelo muestra la manera en cómo funcionaba el mercado de crédito rural en México cuando estos instrumentos fueron subsidiados por la banca de desarrollo.

Figura 1. Crédito subsidiado por la banca de desarrollo
(Modelo de oferta adelantada de Robinson)



Fuente: Esquivel, 2010.

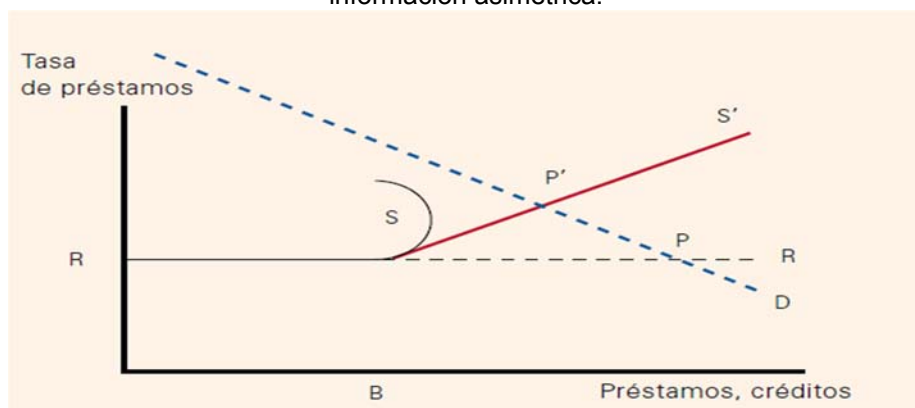
Ante la falta de financiamiento por parte de la banca comercial, surgió la oferta del crédito subsidiado de la banca de desarrollo permitiendo incrementar la oferta de recursos, bajando las tasas de interés, lo que el modelo permite a los acreditados contar con financiamiento barato y abundante.

Sin embargo, este modelo tenía dos limitantes que impedían su adecuado funcionamiento, el primero de ellos radica en el cobro de una tasa de interés que no permitía cubrir los costos del crédito y el segundo en la falta de estrategias de cobro. Ambas limitantes se tradujeron en pérdidas que buscaron ser cubiertas por recursos

fiscales, pero que evidentemente esto no fue posible ya que la situación se volvió insostenible.

Ahora bien, el segundo modelo pretende explicar el funcionamiento de los microcréditos el cual se evidencia en la figura 2 donde se explica la respuesta del enfoque de las microfinanzas al esquema tradicional y sus efectos finales, como el racionamiento de crédito.

Figura 2. Respuesta de los mercados de crédito formal y microfinanciero a la información asimétrica.



Fuente: Esquivel, 2010.

La grafica anterior explica que; el punto P es el punto óptimo de inversión, representa la oferta y demanda de fondos con información perfecta. Se asume una curva perfecta de oferta elástica y poca demanda de las compañías en la medida que experimentan una disminución del incremento marginal de las tasas de retorno de los proyectos. El punto R representa la tasa de riesgo y el premio por cualquier riesgo sistémico. La curva cóncava S es el caso con información imperfecta. Es elástica hasta el punto B, en el que se llega al límite del colateral que puede otorgar el acreditado.

A partir de ese punto, la curva se incrementa en la medida que los acreedores suben los intereses para compensar el riesgo moral. En cierto punto, la curva se vuelve negativa, reflejando la selección adversa que atrae acreditados riesgosos con altas tasas y la disminución de la oferta de fondos, hasta llegar al racionamiento del crédito.

En el caso de las microfinanzas, la S' representan una oferta de recursos que crece de manera estable y minimiza la selección adversa y el riesgo moral y evita el racionamiento de crédito (la falta de recursos prestables por parte de la banca tradicional). El punto P' es una escala más alta de inversión a la mostrada con información imperfecta. Ante esto, las microfinanzas ayudan a abatir los costos de adquisición de información mediante modelos como el de grupo solidario, al elevar la escala de inversión.

De acuerdo a lo anterior, se explica porque a diferencia de los bancos comerciales que usan una metodología de análisis crediticio basado en la experiencia precedente de los usuarios y en la entrega de garantías, las microfinanzas utilizan el conocimiento acumulado que la comunidad tiene de cada persona.

De ahí que, los bancos utilizan una metodología de crédito muy costosa, en la cual los usuarios deben pagar elevadas comisiones en función al monto del crédito. Para la autorización de un crédito se analizan los antecedentes crediticios del solicitante por medio del buró de crédito y sus estados financieros. Sin embargo, para los usuarios del microcrédito, estas comisiones equivalen a una cantidad superior a los montos solicitados, lo que hace complicado su acceso al crédito bancario y a los servicios financieros tradicionales.

2.2 Marco conceptual

Para realizar un correcto análisis del mercado de los microcréditos es necesario exaltar los conceptos más relevantes que se emplean en la investigación y que definen a este mercado. No obstante un término fundamental que se debe definir en primera instancia son las finanzas.

Las finanzas como disciplina científica, estudian la manera en cómo se asignan los recursos escasos a lo largo del tiempo en condiciones de incertidumbre. Existen tres pilares analíticos de las finanzas que corresponden a la optimización en el tiempo, la valuación de activos y la evaluación y administración del riesgo. Ante esto el riesgo es una de las características principales con las cuales tiene que convivir una institución financiera (Fernández y Pérez, 2005).

Así mismo en 1970 las finanzas empezaron a dinamizarse con la aparición de las microfinanzas. Al igual que cualquier actividad financiera las microfinanzas se empezaron a reconocer debido a que los hogares también podían beneficiarse del acceso a servicios financieros más ampliamente (Armendáriz y Morduch, 2011).

Bajo este contexto Gulli (s.f.) citado en Gutiérrez (2003) concibe a las microfinanzas como los servicios financieros en pequeña escala en general tanto de crédito como de ahorro para empresas y familias, que tradicionalmente se han mantenido al margen del sistema financiero.

Por su parte Garson (s.f.) citado por Gutiérrez (2003) las define como la intermediación financiera a nivel local incluyendo no solo créditos sino también depósitos, ahorros y otras formas de servicios financieros, acentuando que se trata de un procedimiento local, basado en instituciones locales que recogen recursos locales y los reasignan localmente.

Mientras que Valdez e Hidalgo (2004) mencionan que las microfinanzas consisten en la prestación de servicios financieros en pequeña escala como ahorro, crédito, seguros y remesas, dirigidos a personas de bajos ingresos. Con base en estas definiciones el objetivo de las microfinanzas está enfocado a facilitar el acceso de servicios financieros a personas de bajos recursos a través de instituciones microfinancieras.

Otro concepto importante que cabe destacar es el de una institución microfinanciera (IMF), refiriéndose como aquella institución que presta servicios microfinancieros a las capas más desfavorecidas de la sociedad con el objetivo de reducir la exclusión financiera e incrementar el bienestar de millones de personas pobres en el mundo Nantik Lum (s.f.) citado por González et al. (s.f.).

Por otra parte Marulanda (2011) señala que una IMF es una entidad enfocada primordialmente a atender el segmento microempresarial con servicios de ahorro y crédito; y que para otorgar créditos utiliza la metodología del microcrédito. Además para Rodríguez (2010) las IMF son entidades no necesariamente reguladas que se

dedican principalmente a la prestación de servicios financieros a personas de bajos ingresos.

De ahí, que los microcréditos son el principal servicio que ofrecen las IMF, por lo cual Gutiérrez (2003) define al microcrédito como “un crédito de baja cuantía, el cual se encuentra dependiendo en el ámbito en que se desarrolle”.

Por una parte, dentro de los países desarrollados podemos encontrar al microcrédito dentro del ámbito privado de la inversión social o la financiación alternativa y en el ámbito de programas de apoyo a la microempresa de forma pública o local. Mientras que en los países en desarrollo el microcrédito se encuentra enlazado dentro de la informalidad (Gutiérrez, 2003).

Ahora bien para Clark y Kays (s. f.) citados en Gutiérrez (2003) un microcrédito es un préstamo muy pequeño no otorgado a pobres sino a las microempresas. Así mismo en la cumbre del microcrédito celebrada en Washington en 1997 se concibieron a estos instrumentos como programas que otorgan pequeños préstamos destinados a proyectos de autoempleo generadores de renta a personas muy pobres.

Otra acepción del microcrédito hace referencia a instituciones que se centran en la obtención de préstamos para las personas pobres. La atención se concentraba en reducir la pobreza, el cambio social, y los actores principales fueron las Organizaciones No Gubernamentales (Armendáriz y Morduch, 2011).

Sin embargo, para esta investigación se entiende por microcrédito como programas de pequeños préstamos destinados a proyectos de autoempleo generadores de ingreso a personas de bajos recursos acepción tal y como se concibió en la cumbre del microcrédito celebrada en Washington en 1997. Aunque el uso de estos recursos también son empleados para consumo personal u otras actividades.

Partiendo de esta definición los usuarios de los microcréditos son personas pobres que no garantizan la devolución del préstamo, por lo cual las IMF deben apoyarse

de herramientas estadísticas para reducir los riesgos que conllevan. A partir de ello, en esta investigación la reducción de los riesgos crediticios es el tema central.

Bajo este contexto Lara (2005) considera que el concepto de riesgo se relaciona con las pérdidas potenciales que se pueden sufrir en inversiones futuras. Existen diferentes tipos de riesgos dentro de los cuales podemos encontrar el riesgo de mercado que no es más que la pérdida que puede sufrir una inversión por diferencias en los precios.

Por otra parte, podemos encontrar el riesgo de liquidez que hace referencia a las pérdidas que puede sufrir una institución al requerir una mayor cantidad de recursos para financiarse. Además encontramos el riesgo operativo, el cual se asocia con fallas en los sistemas, procedimientos o modelos fraudulentos.

Así mismo, existe el riesgo crediticio el cual es el más antiguo y probablemente el más importante que enfrentan los bancos, este se define como la pérdida potencial producto del incumplimiento de la contra parte en una operación que incluye un compromiso de pago (Lara, 2005).

Ahora bien, Gutiérrez (2003) define al riesgo crediticio como las insolvencias debidas a problemas de liquidez, inadecuada estructura financiera, mala gestión o baja rentabilidad de la actividad empresarial. Por otra parte, Fernández y Pérez (2005) lo define como la volatilidad de los flujos financieros no esperados, en general derivados del valor de activos o de los pasivos.

Finalmente otro concepto en el que se hace hincapié es la morosidad, la cual según Westley y Branch (2000) se define como el impago vencido y acumulado que soportan los empresarios, así mismo, dichos autores asumen que la morosidad con frecuencia es la principal causa de descapitalización e insolvencia de cooperativas de ahorro y crédito.

2.3 Estudios realizados sobre el tema

La literatura que aborda el tema de las microfinanzas, hace mención especial del *Credit Scoring* analizado desde técnicas de regresión logística debido que ayudan

a mejorar la calidad del análisis en la toma de decisiones en las IMF tanto nacionales como internacionales, ya que modelan la realidad de dichas entidades e incluso de aquellas grandes corporaciones financieras (Bravo y Pinto, 2008).

2.3.1 Contexto internacional

Dentro de este contexto, Bravo y Pinto (2008) realizaron un estudio en el sector de las microempresas chilenas para conocer las teorías que mejor modelan un tipo de fracaso empresarial, con ayuda de la aplicación de varios modelos predictivos, dentro de los cuales se destaca la aplicación del método de regresión logística, llamado también como un modelo estadístico tradicional de regresión logística.

La regresión logística fue muy útil para diferenciar entre todas las variables disponibles con aquellas que permitieron obtener mayor capacidad de predicción. Los modelos comparados con la regresión logística son el método de inducción de reglas *rough set* y la metodología de redes neuronales artificiales.

En este caso, los modelos de redes neuronales muestran un desempeño superior clasificatorio y predictivo en cuanto a la predicción de empresas insolventes con niveles cercanos al 72 por ciento. Mientras que los modelos de *rough set* y *logit* obtuvieron un 66 y 67.7 por ciento respectivamente. Cabe destacar que estos últimos dos modelos mostraron un nivel de predicción y clasificación que permite considerarlos como resultados satisfactorios.

Por otra parte, un estudio realizado por Lara, Rodríguez y Rayo (2011) bajo el diseño de un modelo de *Credit Scoring* para una institución de microfinanzas peruana, con el objetivo de estimar la probabilidad de impago de futuros créditos potenciales antes del desembolso por parte de la EDPYME Proempresa, el cual se llevó a cabo con información de la base de datos de la cartera de microcréditos en el periodo 1997-2005.

Con esta información se planteó el modelo de *Credit Scoring* aplicando la regresión logística binaria, el cual obtuvo un porcentaje satisfactorio de 78.3 por ciento de

predicción, concluyendo así, que el modelo puede ser válido para cualquier institución de microfinanzas que esté supervisado por el sistema financiero peruano.

Así mismo este autor concluye que queda abierta la investigación a futuros trabajos que se pretendan realizar sobre el riesgo de crédito, dado que el modelo es una herramienta complementaria para resumir la información obtenida del futuro cliente para ser analizada y se tome la correcta decisión cuando se otorgue el crédito.

2.3.2 Contexto nacional

Bajo el contexto nacional se presenta un trabajo de investigación por parte de Cabrera (2014) en donde se diseña un modelo de *Credit Scoring* para la evaluación del riesgo crediticio en una entidad de ahorro y crédito popular en Huajuapán de León, Oaxaca, con el fin de determinar que variables influyen en que una institución de este tipo obtenga una correcta calidad en la cartera crediticia.

También se validó del modelo de *Credit Scoring* diseñado en esta entidad para obtener un nivel de predicción aceptable, creando así calificaciones, rangos o puntajes de aprobación o rechazo a las solicitudes de crédito. Esta investigación se basó en la información obtenida por la entidad y fue analizada con ayuda técnica de la regresión logística binaria.

Por consiguiente se demostró que el modelo es un correcto auxiliar en la toma de decisión, el número de clientes fueron clasificados en tres apartados. En la clasificación (A) se encuentran los clientes que realmente cumplen con el pago de su crédito y con ayuda del modelo, este los clasifico en el lugar correcto.

En la segunda clasificación (B) se encuentran aquellos clientes que corren el riesgo de incumplimiento y el modelo predijo que, el porcentaje de clientes que se les otorgó el crédito pero incurrieron en el no pago fue de 8.2 por ciento.

Por último la categoría (C) que corresponde a los clientes con probabilidad de incurrir en un incumplimiento de pago elevado de un 50 por ciento, por lo que, el modelo predijo que el 65.1 por ciento de estos son incumplidores. Dado a lo anterior

la autora señala que el modelo aplicado para esta institución es aceptable y efectivo para el analista a cargo en el momento del otorgamiento de un préstamo crediticio.

Además la autora hace hincapié en que es importante la implementación de este tipo de modelos en este sector de microfinanzas; sin embargo, los resultados obtenidos en esta entidad no pueden ser utilizados para otra institución, es decir, cada institución debe contar con su propio modelo de predicción.

2.3.3 Contexto local

Dentro del contexto local, no existen estudios realizados con anterioridad que hablen acerca de la aplicación de este tipo de técnicas como el *Credit Scoring* o la regresión logística, o investigaciones realizadas con el fin de evaluar el riesgo de las IMF, específicamente hablando del municipio de Tenancingo, Estado de México. Por tal motivo se realiza la presente investigación dentro de esta localidad.

2.4 Origen y antecedentes de las microfinanzas

2.4.1 Contexto internacional

Existen diversas entidades, organizaciones y asociaciones que se encuentran inmersas en las microfinanzas a nivel internacional, las cuales han dado pauta para impulsar y/o fortalecer este sector, por lo tanto a continuación se enumera a algunas de ellas.

a. *ACCION International*

De acuerdo a la información obtenida de la página oficial de *ACCION International* (2015), *ACCION* es una organización mundial sin fines de lucro dedicada a implementar un mundo financieramente inclusivo a toda persona, en especial a la gente pobre, permitiendo el acceso a productos financieros de manera fácil y de alta calidad, así mismo herramientas financieras necesarias para lograr una mejor vida.

ACCION fue fundada en 1961, comenzó como una iniciativa de desarrollo comunitario en 22 barrios pobres de Venezuela, actualmente es una organización

pionera en el área de las microfinanzas más importante del mundo, con una red de socios prestamistas en diversos puntos del mundo como: América Latina, África, Asia y Estados Unidos (*ACCION International, 2015*).

En los últimos 50 años Acción ha ayudado a mejorar 63 instituciones microfinancieras en 32 países, teniendo presencia en América Latina por Compartamos Banco y en México Crediconfía. *ACCION* cuenta con un 97 por ciento de tasa de reembolso, 3.8 millones de ahorradores activos en 2014 y 7.1 mil millones de pesos prestados fuera de Estados Unidos en cartera activa y 998 pesos en crédito inicial promedio (*ACCION International, 2015*).

Los servicios que ofrece esta organización son; de microfinanzas, inversiones, educación al cliente y capacitación de la industria. Dentro de los servicios de microfinanzas se encuentran los programas como; “avanza” el cual ayuda a agilizar el desembolso de préstamos de forma rápida y eficaz; “de ahorros”, implementados en las entidades financieras para mejorar el nivel de vida de los clientes; y “BID rural”, dirigido a expandir las microfinanzas a zonas más allá de las áreas urbanas (*ACCION International, 2015*).

En cuanto a las inversiones, estas son dirigidas a las IMF, se ofrece capital social y cuasicapital a las microfinancieras nuevas y de etapa inicial por medio de un fondo privado “*Accion Gateway Fund*”, y *Accion’s Bridge Guarantee Program*, programa de garantía de préstamo que apoya el acceso de las microfinancieras a los mercados de capital locales, permitiendo así su desarrollo y crecimiento (*ACCION International, 2015*).

En cuanto a la educación al cliente, desde 1995 *ACCION* promueve la inclusión financiera con propuestas de educación financiera y formación empresarial como una herramienta clave de mejoramiento en la calidad de vida de los clientes. De igual modo un componente clave de esta organización es el fortalecimiento de la industria microfinanciera a través de la capacitación especializada, talleres y visitas en campo, para lograr una mayor preparación de gerentes y líderes en la industria (*ACCION International, 2015*).

b. Banco SEWA

La *SEWA* (2015), *Self Employed Women's Association*, fue fundada en 1972. La Asociación de Trabajadoras por Cuenta Propia (*SEWA*, por sus siglas en inglés) es una asociación de la India integrada por casi 700,000 trabajadoras de la economía informal, la cual trata de proteger a este grupo de trabajadoras dadas las restricciones de los estados indios (Jhabvala y Sinha, 2006).

La *SEWA* reconoce que el sector informal está integrado por trabajadores a domicilio, vendedores ambulantes, obreros, y prestadores de servicios generando así un 70 por ciento del Producto Interno Bruto (PIB) y más del 40 por ciento de las exportaciones. De la fuerza de trabajo total el 93 por ciento se encuentra dentro del empleo informal; el 60 por ciento de los trabajadores son mujeres, dando lugar a que la *SEWA* organice a las mujeres para que tomen el control de sus vidas, ganando así confianza e independencia financiera (Centro de Comercio Internacional, 2015).

Además obtengan el pleno empleo, abarcando la seguridad del empleo y los ingresos, la seguridad alimentaria y la protección social, así como la atención médica, guarderías, seguro y vivienda. Por lo que la *SEWA* reconoce que la protección social es parte fundamental de la seguridad laboral de las trabajadoras que se encuentran dentro el empleo informal, es por eso que, el programa de la seguridad económica lo maneja el banco de la *SEWA* (Jhabvala y Sinha, 2006).

Este banco fue creado por las mismas mujeres que trabajan por cuenta propia en la India, en primera instancia fungió como intermediario para que las mujeres pobres de zonas urbanas adquirieran préstamos de los bancos estatales logrando disminuir al 50 por ciento los intereses (Gomes, 2006).

Posteriormente empezó a conceder préstamos a sus clientes con los propios fondos, así mismo tiene como prioridad la capitalización y la creación de activos de sus miembros a fin de ayudarles a salir de la pobreza por medio del acercamiento a los productos bancarios (Jhabvala y Sinha, 2006). El fortalecimiento del Banco *SEWA* ayudo a promover cambios en la legislación de créditos, así como expandir

la experiencia en cooperativas de ahorro y préstamos en los demás países a nivel mundial (Gomes, 2006).

c. CrediCapital

De acuerdo a CrediCapital (2015) es una entidad que busca alcanzar el éxito financiero de sus clientes por medio de soluciones financieras efectivas, innovadoras y personalizadas, con el objetivo de que la empresa de sus clientes solo se conduzca a la generación de negocios, por lo que CrediCapital destina sus recursos a mejorar e innovar los productos y servicios.

Esta entidad ofrece cinco productos financieros. En primer lugar se encuentra el crédito libre de inversión, este crédito es otorgado para invertir en lo que más se desee, con la facilidad de usarlo en lo que quiera sin necesidad de justificarlo. El segundo producto es compra de cartera, la cual consta de consolidar su deuda que posea con otra entidad de crédito a una tasa preferencial y con un amplio plazo, con créditos que van desde los 3 hasta los 100 millones de pesos (CrediCapital, 2015).

El tercer producto es crédito de libranza, este es destinado a empleados y pensionados entre 18 y 75 años, ofrece la facilidad de adquirirlo por medio del descuento de su nómina o mesada pensional. El monto va desde los 5 millones de pesos o dependiendo la capacidad de endeudamiento del cliente (CrediCapital, 2015).

El cuarto producto es crédito de trabajo, este crédito le permite inyectar capital a su empresa en un corto o mediano plazo y por último el crédito rotativo, es proporcionado a personas entre 23 a 74 años, el cual les permite contar con efectivo cuando lo necesite, el cupo va desde los 2 millones de pesos hasta el total del cupo disponible, este se transfiere a su cuenta de ahorros (CrediCapital, 2015).

Los plazos a pagar de todos sus créditos van desde 1 hasta 180 meses, las cuotas y tasas dependen del crédito pero suelen ser fijas o moderadas, así mismo cuentan con facilidades de pago por medio de tarjetas de débito, por internet o directamente en oficina. Del mismo modo el ingreso promedio del cliente depende del crédito pero

oscila la mayoría de un salario mínimo legal mensual e incluso 5 salarios mínimos legales mensuales vigentes (CrediCapital, 2015).

d. El *Grameen Bank*

El *Grameen Bank* es un mecanismo implementado con éxito en Bangladesh en 1976. Sin embargo, se convierte en banco formal en 1983, está basado en otorgar microcréditos a personas en condiciones de pobreza, dado que fue creado en medio de hambrunas con el firme propósito de mejorar las condiciones de vida de la población en situación de pobreza extrema (Marbán, 2005).

Ahora bien, el *Grameen Bank* nace como respuesta ante la preocupación del profesor de Economía en la Universidad de Chittagong, Muhamad Yunus con respecto a las devastadoras condiciones de pobreza en la región, por lo cual crea un grupo de estudiantes para definir un plan de acción ante la problemática (Marbán, 2007).

De ahí que, su primer acercamiento a dicho proyecto fue el otorgar pequeños préstamos a personas que requerían de un apoyo para desarrollar alguna actividad que le generara ingresos, no tan solo para el pago de manera paulatina de la deuda adquirida, sino también que permitiera un crecimiento económico de las personas por medio de un fomento productivo (Marbán, 2007).

Así mismo, el proyecto fue creciendo y abarcando mayor parte de la población y generando mejoras en sus condiciones de vida, de tal modo que les permitió tener un excedente en sus ingresos, convirtiéndolo en ahorro para el *Grameen Bank* y así redistribuirlo a aquellos que lo necesiten.

Es importante destacar que en principio los recursos los obtenía el profesor Yunus en bancos comerciales siendo un intermediario, posteriormente con el éxito del proyecto se permitió un abastecimiento de manera directa con los ahorros de los prestatarios (Marbán, 2007). Para el 2006 los prestatarios del *Grameen Bank* poseían el 94 por ciento del capital total del banco y el 6 por ciento era propiedad del Estado (*Grameen Bank*, 2015).

El éxito del proyecto radica fundamentalmente en pilares tales como; la ausencia de exigencia de garantía y documentación jurídica para el microcrédito, ya que está basado principalmente en la confianza, aunque para otorgar un microcrédito este debe ser de manera colectiva, pero la responsabilidad de reintegro es de manera individual, en su mayoría son enfocados a las mujeres del hogar (*Grameen Bank*, 2015).

Además, se basa en el principio de que los bancos deberían ir a las personas por lo cual las sucursales se sitúan en las zonas rurales, ofrece tasas de interés más bajas incluso que programas de desarrollo estatales, tales intereses son simples y decrecientes, en el caso de indigentes y mendigos el interés es del 0 por ciento (*Grameen Bank*, 2015).

En suma el *Grameen Bank* es un banco enfocado a sacar a los pobres de su círculo de pobreza brindándoles herramientas para el ahorro y la inversión además de otros servicios financieros como seguros, becas de estudio, depósitos, fondos de pensión, entre otros. Es un banco que se ha adaptado a la realidad que se vive en una de las regiones más pobre a nivel mundial, para mejorar las condiciones de vida de quien más lo necesita (Marbán, 2007).

Así mismo, hemos de referirnos al *Grameen Bank* como el precursor del sector de las microfinanzas ya que sentó las bases de esta metodología que ha tenido gran éxito tanto en los países desarrollados como en los países no desarrollados. Adoptándose como un mecanismo para erradicar la pobreza y contribuir al crecimiento económico de las economías locales y el bienestar social.

e. *Opportunity International*

Opportunity International fue fundada en 1971 por dos líderes visionarios que fueron inspirados para actuar por sus experiencias con personas que viven en la pobreza extrema. Whittaker, ex presidente de *Bristol Myers Internacional Corporation* en los Estados Unidos de América (EUA) y el empresario australiano David Bussau buscaron una solución que ayudara a las personas a transformar sus vidas (*Opportunity International*, 2014).

Opportunity International fue una de las primeras organizaciones sin fines de lucro para reconocer los beneficios de los servicios de microfinanzas para las personas de bajos ingresos en los países en desarrollo, de manera global en diversos puntos a nivel mundial (*Opportunity International*, 2014).

En 1991, la Red de Oportunidades de la Mujer (*WON*, por sus siglas en inglés) creó una metodología de préstamos grupales llamado *Trust Group* un modelo que ha ayudado a promover la rendición de cuentas entre los clientes y condujo a una tasa de reembolso del 98 por ciento (*Opportunity International*, 2014).

Opportunity International comenzó la construcción de una serie de bancos fijos y móviles en el 2000 para otorgar préstamos, cuentas de ahorro y otros servicios financieros a personas que antes no tenían acceso. Hasta el momento, *Opportunity International* ha construido 45 IMF, por nueve bancos (*Opportunity International*, 2014).

De igual modo, empezó a ofrecer microseguros en 2002 a través de *MicroEnsure*, que es ofertado en 5 países, convirtiéndose en el primer intermediario de microseguros en el mundo. *MicroEnsure* ofrece el seguro de cosechas-índices meteorológicos para los agricultores rurales, el seguro de salud asequible para los económicamente marginados y protección contra muchos otros riesgos que enfrentan las personas que viven en la pobreza (*Opportunity International*, 2014).

f. *Finca International*

Un nuevo enfoque de las microfinanzas surge en 1984, en Bolivia, mediante la idea del economista John Hatch de formar “bancos comunales” para contribuir a la erradicación de la pobreza en el mundo. La idea de Hatch con la instauración de estos bancos era poner a disposición a los pobres servicios financieros de manera gratuita (*Finca*, 2014).

Esta metodología tuvo gran éxito, lo que permitió, que en 1985 Hatch expandiera estos programas a toda América Latina y se creara la Fundación para la Asistencia Comunitaria Internacional (*Finca International*). *Finca International* se constituyó en

primera instancia como una fundación sin fines de lucro; sin embargo, dado su principal objetivo que era asistir de servicios financieros a los pobres en todo el mundo en 2004 cambio a ser una Sociedad Financiera (Finca, 2015).

Aunque en 2008 *Finca International* pasó a ser un banco con un enfoque social, cuya misión es proporcionar servicios financieros a empresarios de más bajos ingresos en el mundo, para que puedan auto emplearse y con ello mejorar su calidad de vida.

Bajo este contexto *Finca International* promueve la inclusión financiera a través de microcréditos comunales e individuales, así como servicios de inversiones y ahorro, principalmente dirigidos a mujeres dedicadas al hogar. Según Rupert Scofield, presidente de *Finca International* “*las mujeres han demostrado históricamente ser más responsables, por lo cual resultan ser mejores riesgos de crédito*”, es por ello que hasta 2008, las mujeres representaban el 70 por ciento de la cartera de clientes (Finca, 2014).

De ahí, que el principal mercado de los microcréditos que ofrece *Finca International* son grupos de mujeres de 15 a 30 miembros que pueden adquirir un préstamo de hasta 100 dólares de manera individual, y que pagan en cuotas semanales durante un periodo normal de 4 meses (Finca, 2014).

Básicamente la metodología que sigue esta institución para otorgar un crédito se fundamenta en un sistema de garantías cruzadas en donde cada miembro asegura que los demás miembros devolverán el préstamo. Este sistema de garantías ha tenido gran éxito para Finca ya que tiene una tasa de reembolso del 97 por ciento a nivel mundial (Finca, 2015).

Hoy en día *Finca International* es considerada como una de las organizaciones de microfinanzas más influyentes en el mundo, ya que tiene presencia en 23 países de los diferentes continentes.

Tabla 1: Distribución de la cartera de clientes activos 2014 de *Finca International*

Inicio de operaciones	Lugar de operación	Número de clientes activos
1992	AFRICA	687,101
1985	AMERICA LATINA	328,921
2004	MEDIO ORIENTE Y SUR DE ASIA	306,350

Fuente: Elaboración propia con datos de la página oficial de *Finca International*, 2014.

Con base a los datos presentados en la tabla anterior se puede visualizar que hasta 2004 la cartera de clientes de Finca es muy amplia, y que la mayor distribución de los mismos se encuentra localizada en África, donde hay mayor presencia de personas que sobreviven con menos de un dólar al día.

También tiene presencia en Medio Oriente donde las condiciones para que las mujeres pertenezcan al mundo de los negocios son limitadas; sin embargo, Finca ha podido penetrar el mercado de Pakistán en 2013 y el de Nigeria en 2014, por lo que esta institución pretende seguir contribuyendo a erradicar la pobreza del mundo.

g. Procredit

Procredit Holding es una empresa internacional de origen alemán que surge en 1998. El firme propósito de esta empresa desde su constitución ha estado orientado a facilitar el acceso de servicios financieros en los países subdesarrollados y en transición (Procredit, 2015).

A partir de ello, es que *Procredit Holding* creó un grupo de bancos llamados “Bancos Procredit”. Actualmente esta compañía cuenta con 22 instituciones financieras que operan en países no desarrollados de Europa, América Latina y África (Procredit, 2015).

Dichas instituciones están dedicadas a ofertar servicios financieros, principalmente créditos que son captados por las pequeñas y medianas empresas (PYMES), así mismo ofrecen facilidades de depósito para impulsar el ahorro entre las familias de escasos recursos.

De ahí, que los Bancos Procredit buscan contribuir al desarrollo económico de las zonas donde hay altos índices de pobreza. Es por ello que estos bancos centran su segmento de mercado en las PYMES, ya que éstas son el motor del crecimiento económico porque son las encargadas de generar empleos formales en estas zonas de marginación (Procredit, 2015).

Por otra parte, el modelo de negocio que han adoptado los “Bancos Procredit” es una forma de bancos socialmente responsables que buscan siempre la eficiencia. La eficiencia de estos bancos se vio reflejada en 2011 cuando tuvieron una cartera de clientes de más de 2.9 millones a través de 775 sucursales repartidas en los tres continentes donde operan (Procredit, 2015).

De acuerdo con lo anterior, *Procredit Holding* es una empresa exitosa; sin embargo, es también una empresa que le falta crecer para penetrar nuevos mercados en los países más pobres del mundo, desde el punto de vista de los accionistas de esta compañía (Procredit, 2015).

2.4.2 Contexto nacional

De acuerdo a los casos vistos a nivel internacional, las microfinanzas se han expandido por todo el mundo, pero en especial en México, las cuales forman parte del sistema financiero mexicano desde 1990, por lo cual a continuación se describen las principales IMF que operan en nuestro país, exaltando datos relevantes que contribuyen a la investigación.

a. Compartamos Banco

En México desde 1990 una de las instituciones más importantes en el mundo de las microfinanzas, es el Banco Compartamos. Este Banco se ha enfocado en proveer de servicios financieros a segmentos de la población que carecen de la posibilidad de acceder a este tipo de servicios en las instituciones financieras formales (Compartamos, 2007).

La evolución de esta institución desde su constitución ha sido rápida y exitosa, en primera instancia porque es una empresa con solidez financiera que le ha permitido ser participante en la Bolsa Mexicana de Valores (BMV) y en segunda instancia porque es una institución que promueve el desarrollo de proyectos sociales encaminados a contribuir en el desarrollo económico de las zonas rurales de México, Perú y Guatemala desde 2011 (Compartamos, 2011).

Haciendo hincapié en el mercado mexicano, Banco Compartamos desde 2005 tiene presencia en los 32 estados de la República Mexicana con un gran número de clientes activos (Compartamos, 2012). En la siguiente tabla se muestra el crecimiento del número de clientes activos de este banco hasta el año 2012.

Tabla 2: Datos específicos de Compartamos Banco México

	2010	2011	2012
Clientes	1,965,995	2,334,440	2,495,028
Oficinas de Servicio	325	409	484
Colaboradores	9,773	13,298	-
Créditos Desembolsados	5,691,401	6,879,175	7,395,248
Saldo Promedio	4,975	5,090	5,967
Crédito Promedio	7,250	7,444	8,058
Índice de Morosidad	1.98%	2.60%	2.77%

Fuente: Elaboración propia con datos de Grupo Compartamos, Informe anual 2012.

Con base a la información presentada anteriormente se puede observar que el número de clientes activos desde 2010 muestra una tendencia creciente, misma tendencia que muestran los créditos desembolsados. Además de que los créditos promedio muestran un aumento significativo del año 2012 con respecto al año 2010.

Ante esto, uno de los principales servicios que ofrece Banco Compartamos son los créditos. Estos créditos están dirigidos principalmente para capital de trabajo a microempresarios, que en su mayoría son mujeres. Las características que poseen estos créditos es que son de corto plazo, son de pequeños montos, que oscilan entre los 2.5 mil pesos y 100 mil pesos y están integrados en cinco modalidades (Compartamos, 2012).

Dentro de estas cinco modalidades se localizan los créditos GDI y Paralelo, Grupo Solidario, Crédito Individual, Mejoramiento de Vivienda y crédito Emergente. Cada tipo de crédito posee características propias, pero comparten el mismo objetivo que es contribuir a mejorar la calidad de vida de los clientes (Compartamos, 2011).

De acuerdo al reporte anual 2012 de Compartamos Banco, los microcréditos no solo son la base de esta institución, sino que además forman parte del futuro de la población popular de México, ya que nuestro país aún se encuentra subbancarizado en este sector principalmente.

Por otra parte, las expectativas futuras de esta institución están orientadas a desarrollar y ofertar nuevos productos financieros que satisfagan las nuevas necesidades de sus clientes, y poder seguir siendo la empresa líder en el ramo de las microfinanzas (Compartamos, 2012).

b. Financiera Independencia

Financiera Independencia es una sociedad financiera que se creó en México desde 1993. El giro de esta institución financiera consiste en otorgar microcréditos a personas de bajos ingresos tanto en las zonas urbanas como en las zonas suburbanas (Financiera Independencia, 2006).

Como se menciona, esta institución tuvo su origen en nuestro país; sin embargo, con el paso de los años Financiera Independencia se hizo presente en países como Brasil y EUA, donde el objetivo de la institución ha sido el mismo; crear un valor económico y social tanto para los clientes como para los accionistas (Financiera Independencia, 2012).

Para el caso de México, Financiera Independencia es la primera Sociedad Financiera de Objeto Limitado (SOFOL) que se constituye para otorgar microcréditos a las personas de bajos recursos, aunque en 2006 esta sociedad paso a formar parte de las SOFOMES, que son sociedades financieras no sujetas a las regulaciones de la CNBV (Financiera Independencia, 2006).

De ahí, que la evolución que ha tenido esta institución financiera en el mercado mexicano ha sido exitosa, muestra de este éxito se dio en 2007 cuando se aprobó que Financiera Independencia adquiriera el régimen de Sociedad Anónima Bursátil, lo que a su vez permitió que durante ese año se registrara en la BMV como una empresa emisora (Financiera Independencia, 2012).

El crecimiento de Financiera Independencia continuo, ya que en 2011 adquirió Financiera Finsol, el segundo proveedor más importante de microcréditos grupales en México. Además adquirió Finsol Brasil, también una de las microfinancieras con mayor presencia en ese país (Financiera Independencia, 2011).

De acuerdo con lo anterior esta sociedad es una empresa líder en México, ya que opera actualmente en los 32 estados con 512 oficinas, de las cuales 205 sucursales tienen por nombre Financiera Independencia, 174 operan con el nombre de Financiera Finsol y 141 más corresponden a Apoyo Económico Familiar (Financiera Independencia, 2012).

Todas las sucursales de Financiera Independencia están dedicadas a ofertar varios tipos de créditos, dirigidos a segmentos de la población de bajos ingresos de la economía formal o informal. Como se muestra a continuación en la siguiente tabla se exponen los diferentes tipos de créditos de esta institución.

Tabla 3: Créditos que oferta Financiera Independencia en 2013

TIPO	MONTO \$ (MXN)	SALDO PROMEDIO	TASA (%)	PLAZO (meses)	ICV Índice de Calidad de Vida (%)	% DE CARTER A TOTAL	CLIENTES
Credilnmediato	3,000- 20,000	\$5,701	72	Revolvente	9.3	38.1	457,387
CrediPopular/ Credimama	2,500- 5,800	\$3,899	78	9	1	15.6	273,542
Crediconstruye	3,000- 20,000	\$3,049	62	24	14.8	0.5	0,851
Mas Nomina	3,000- 100,000	\$11,073	35	6-48	3.0	3.6	22,480
Empleados	1500- 80,000	\$8,152	83	Hasta 36	4.9	10.0	83,529
crédito Productivo	1500- 80,000	\$ 8,442	83	Hasta 36	5.6	9.2	74,687
Empleados	3,000- 10,000	\$36,972	34	12-48	3.4	3.2	6,007
Grupal/Capital de trabajo	500- 60,000	\$5,270	83	3-7	3.8	11.5	149,701
Grupal/Capital de trabajo	300- 15,000	\$7091	60	Hasta 24	1.8	8.2	78,678

Fuente: Elaboración propia, de acuerdo al reporte anual de Financiera Independencia, 2013.

Como se puede observar en la tabla anterior los principales créditos que se ofertan son: Credilnmediato, CrediPopular, CrediConstruye y Mas Nomina, por parte de las sucursales de Financiera Independencia, mientras que Finsol oferta créditos productivos y créditos grupales para capital de trabajo.

Sin embargo, las características principales de todos los créditos en general es que son préstamos cuyo valor fluctúa entre los 2,500 y 100,000 pesos, con un periodo para liquidar que va de los 6 a los 48 meses. La forma de liquidación puede ser de manera semanal, quincenal o bien mensual, dependiendo de las características del cliente (Financiera Independencia, 2013).

Ahora bien, otro de los servicios que Financiera Independencia ha estado comercializando desde 2008 son microseguros de vida, los cuales son permanentes

y tienen un periodo de vigencia entre los 6 y 12 meses. Estos microseguros le han permitido a Financiera Independencia obtener en 2013, 21.5 millones de pesos en ingresos (Financiera Independencia, 2011).

Bajo este contexto Financiera Independencia pretende que a través de sus créditos sus clientes puedan enfrentar de una mejor manera sus necesidades financieras, ya que estos préstamos no solo deben ser una salida para aliviar problemas de liquidez previstos o imprevistos, sino que además son instrumentos que permiten aprovechar oportunidades económicas.

c. Caja Popular Mexicana

Caja Popular Mexicana, Sociedad de Ahorro y Préstamo, inicio operaciones en México desde 1996 después de ser producto de la fusión de 62 cajas populares que operaban en nuestro país de manera independiente. Esta sociedad fue constituida como una sociedad no lucrativa, donde los socios se agrupan a través del ahorro y crédito para ayudarse mutuamente (Imperial, s.f.).

A partir de ello es que Caja Popular Mexicana tiene por objetivo el otorgamiento de créditos y la captación del ahorro de los socios. Esta actividad de ahorro se lleva a cabo mediante depósitos en efectivo que realizan los socios a plazos fijos y que son sujetos de retiro en días preestablecidos (Caja Popular Mexicana, 2013).

Por otra parte, los créditos que otorga esta sociedad son créditos al consumo y créditos a la vivienda, dirigidos tanto a personas físicas como a personas morales, concretamente a las PYMES que estén acreditadas, sean socios y cuenten con reciprocidad. La reciprocidad se refiere a que los socios hayan cubierto ciertos niveles de ahorro y que hayan sido supervisados por la sociedad. (Imperial, s.f.).

Así mismo, otro de los requisitos para obtener un crédito de consumo es que es indispensable contar con avales personales o incluso hipotecarios. Por su parte los plazos que se tienen para cubrir estos créditos van de los 48 a los 60 meses dependiendo del monto de los mismos. Además en cada crédito se cobra la tasa de interés vigente en el mercado (Caja Popular Mexicana, 2013).

De ahí, que los servicios financieros que ofrece Caja Popular Mexicana han tenido gran aceptación en el mercado de clase media y popular. El éxito de esta sociedad permitió que en 2007 la CNBV le permitiera operar como una Sociedad Cooperativa de Ahorro y Préstamo (SOCAP) (Caja Popular Mexicana, 2013).

En este último año la Sociedad Caja Popular Mexicana conto con 1, 232,292 socios, teniendo presencia en 22 estados con más de 356 sucursales, por lo cual se asume que es una de las sociedades con responsabilidad social más sólidas que opera en México (Caja Popular Mexicana, 2013).

d. Caja Libertad

Nace en 1960 sus fundadores eran pequeños comerciantes del mercado Escobedo, de la ciudad de Querétaro, los cuales se unieron para generar recursos económicos e impulsar sus pequeños negocios y crearon oficialmente Libertad Servicios Financieros la cual se dedicó a otorgar servicios de ahorro y crédito con el propósito de que sus socios y familias mejoraran su calidad de vida (Centeno, 2009).

Para 2005 según Villegas y Ortega (2009) caja libertad tenía presencia en los principales Estados del centro de la República Mexicana. Caja Libertad es una organización que ofrece Servicios Financieros personales competitivos y accesibles, para contribuir al mejoramiento de la calidad de vida de sus clientes.

Se consolida como una Sociedad Financiera Popular (SOFIPO) y adquiere la autorización de la CNBV desde el año 2008. Cuenta con la certificación ISO 9001:2008, que complementa la gestión de alta calidad en sus operaciones (Caja Libertad, 2013). Caja Libertad es una institución que ofrece servicios financieros personales, competitivos y accesibles, para contribuir al mejoramiento de la calidad de vida de sus usuarios.

e. CAME

CAME, Crédito Y Ahorro A Tu Medida, tiene sus orígenes en 1985, cuando la Arquidiócesis de México creó la Fundación para el Apoyo a la Comunidad (FAC)

con la finalidad de coordinar el flujo de ayuda a los damnificados tras los daños causados por el terremoto de ese año. Posteriormente dentro de la misma organización surge la Fundación de los Emprendedores orientado a la creación de empleo sobre la base de la microempresa y la consolidación de empresas familiares de manera sustentable (Villegas y Ortega, 2009).

En 1990 la Fundación los Emprendedores se reconoce como una Institución de Asistencia Privada lo que según Villegas y Ortega (2009) es el primer paso para convertirse en CAME, en 1991 en un principio se dedicó a capacitar a las personas para realizar pequeños proyectos familiares.

Así mismo, otra aportación importante de CAME surge en 1992 con la creación del Programa de Crédito y Ahorro, es la inclusión social a los servicios financieros, lo cual como lo expresa Villegas y Ortega (2009) genera un gran impacto social.

CAME es una SOFIPO desde 2001 lo cual ayuda a reducir los fraudes en las IMF, está integrada de capital privado para otorgar microprestamos que van desde 1,500 a 40,000 pesos a sus clientes (CAME, 2015).

De ahí que, su objetivo principal es ayudar a reducir la pobreza por medio del fomento a actividades productivas, es por ello que está orientado a personas marginadas de la banca comercial y por ende de los servicios financieros en general. El microprestamo está orientado primordialmente a las mujeres en un 85 por ciento según datos de CAME (2015), de igual modo cuenta con garantía solidaria.

f. ProDesarrollo

En 1992 seis organizaciones mexicanas sin fines de lucro, se reunieron para intercambiar opiniones sobre las perspectivas de su trabajos con sectores de la población de escasos recursos. A este espacio se le denominó “La Mesa de Empleo” (ProDesarrollo, 2010).

Sin embargo, es hasta 1997 con el apoyo de la red *The Small Enterprise Education and Promotion* y la Fundación Ford, en una Asamblea Constitutiva con la

participación de 13 organizaciones socias se transforma en ProDesarrollo: Finanzas y Microempresa (ProDesarrollo, 2010).

ProDesarrollo, Finanzas y Microempresa es la red nacional de instituciones proveedoras de servicios financieros que buscan contribuir al desarrollo y al combate de la pobreza mediante la asignación de créditos eficientes, servicios de ahorro, asesoría y capacitación de la población que vive en condiciones de pobreza como parte de un proceso de apoyo para un desarrollo sostenible (ProDesarrollo, 2010).

Según datos de la página oficial de ProDesarrollo (2010), actualmente sus miembros suman 87 organizaciones prestadoras de servicios financieros populares, del sector privado que atienden por medio de 1,522 sucursales en toda la República Mexicana a más de 4.3 millones de personas, de las cuales el 85 por ciento son mujeres.

ProDesarrollo está encargada de proveer servicios financieros a emprendedores con los más bajos ingresos para que puedan crear empleos, consolidar activos y mejorar su calidad de vida. Lo anterior se logra mediante la asignación de créditos eficientes, servicios de ahorro, asesoría y capacitación de la población que vive en condiciones de pobreza como parte de un proceso de apoyo para un desarrollo sostenible (ProDesarrollo, 2010).

g. FinComun

De acuerdo a la página oficial de FinComun, Servicios Financieros Comunitarios (2015) inicio sus operaciones en 1994 con una iniciativa de la fundación Juan Diego y un grupo de empresarios en el Distrito Federal. En primera instancia se conformó como una unión de crédito, su principal objetivo fue brindar créditos a los beneficiarios de la fundación y ayudar a combatir las causas de la pobreza.

Posteriormente en 2004 FinComun se convierte en la primera SOFIPO, permitiéndole captar ahorro y otorgar créditos a sectores marginados de la

población. Actualmente busca contribuir al desarrollo de personas y comunidades ofreciéndoles los servicios de ahorro, préstamos y seguros (FinComun, 2015).

FinComun ofrece créditos para diferentes usos, que van dependiendo a las necesidades de los clientes como: préstamos para negocio, vivienda, imprevistos y necesidades básicas. Además otorga las facilidades de pago dependiendo el monto deseado y el plazo a pagar, los plazos oscilan entre los 6 a 36 meses y los montos del préstamo oscilan entre los 3 a 50 mil pesos (FinComun, 2015).

Por parte de los servicios de ahorro e inversión FinComun ofrece a sus clientes la oportunidad de comenzar su historial financiero y la formación de su patrimonio con la finalidad de incrementar sus ahorros y obtener ganancias sólidas, y dándoles la oportunidad de retirar su monto acumulado ya sea de inversión o ahorro en el momento en el que lo requiera el cliente (FinComun, 2015).

Por último FinComun ofrece seguros a precios accesibles, con facilidades de pago y beneficios de contratación. Esto es posible dado que cuenta con alianzas con aseguradoras como ACE Seguros, Qualitas, Don Juan y MediAccess. Los seguros que se ofrecen son de vida, incapacidad y para autos. Tras 21 años de operación FinComun se ha expandido por toda la República Mexicana, teniendo presencia en el Estado de México, Hidalgo, México DF, Morelos, Puebla, y Tlaxcala (FinComun, 2015).

h. Apoyo Económico

De acuerdo a la información obtenida de la página oficial de Apoyo económico (2015) en 2005 se constituyó esta microfinanciera en Coacalco, Estado de México, la cual se dedica a otorgar préstamos a empleados y micronegocios. Para 2006 contaba con 11 sucursales gracias al financiamiento de JP Morgan y para 2007 *Bryson Global Partners* adquirió el 100 por ciento de la empresa fortaleciendo su estructura financiera abriendo 35 sucursales en el área metropolitana de la ciudad de México.

Para el año 2010 contaban con 96 sucursales con presencia en 12 estados de la República, por lo que para el primer trimestre de este año Apoyo Económico se estableció como una Sociedad Financiera de Objeto Múltiple (SOFOM). Al siguiente año Financiera Independencia adquirió el 100 por ciento de las acciones de Apoyo Económico, tras este acontecimiento en 2013 se contaban con 141 sucursales, así mismo se consolidó como una empresa sólida en el sector de los préstamos personales (Apoyo Económico, 2015).

Apoyo Económico ofrece sus préstamos desde los 1,500 hasta 80,000 pesos en efectivo con plazos de 13 a 104 semanas, de 6 a 48 quincenas o de 3 a 24 meses que van dependiendo del monto prestado. Esta empresa se ha distinguido por otorgar sus préstamos de manera fácil y rápida en tan solo 24 horas y sin necesidad de empeñar bienes (Apoyo Económico, 2015).

Además de los préstamos, Apoyo Económico ofrece seguros en forma de apoyo de vida; cuando se adquiere un crédito con Apoyo Económico y desea liberar cargas económicas a sus familiares, apoyo del desempleo involuntario; cuando se tiene un crédito Económico y se trabaja en una empresa bajo un contrato individual o de trabajo y apoyo de invalidez temporal o permanente; cuando se tiene un crédito de apoyo Económico y se trabaja de forma independiente (Apoyo Económico, 2015).

i. Soluciones Financieras

Soluciones Financieras SOFOM (2015), es una SOFOM especializada en el apoyo de PYMES a través de créditos. Esta sociedad es la única SOFOM en México que funciona como banco, fondeándose tanto de la banca nacional como internacional así como, de inversionistas privados.

Detrás de más de 20 años de experiencia lo más importante para esta SOFOM es el crecimiento y consolidación de las PYMES que son parte fundamental del desarrollo de México, logrando así que los emprendedores obtengan libertad financiera (Soluciones Financieras, 2015).

Soluciones Financieras ofrece diversos créditos como *express*, bancario, simple, hipotecario entre otros, los cuales buscan contribuir no solo la consolidación y crecimiento de las empresas sino también a la generación de empleos. Además brindan soluciones financieras simples, adecuadas y transparentes a cada tipo de empresa logrando así, la consolidación de esta organización como pilar en el otorgamiento de créditos (Soluciones Financieras, 2015).

2.5 Instituciones microfinancieras en la región de estudio

Las microfinanzas han tenido un importante crecimiento y son mecanismos que han ayudado cubrir las necesidades financieras de aquellos que son excluidos del sistema financiero tradicional tal como lo expresa Armendáriz y Morduch (2011). El Estado de México no ha sido la excepción y ha experimentado un crecimiento de Instituciones Microfinancieras que han permitido cubrir las demandas de los sectores más pobres de la población.

Dentro del área de estudio se encuentran diversas IMF las cuales ofrecen servicios financieros a toda persona, o grupo de personas las cuales tengan o se desarrollen en una actividad económica. Para el año 2014 en el municipio de Tenancingo, Estado de México se encontraron 13 IMF; Afirme-crédito sí, Banco Forjadores, CAME, Compartamos Banco, Crediconfía, Felicidad Financiera, Finamigo, Financiera Activamos, Finclusion, Fincomun, Finsol, Micronegocio Azteca y Siempre Creciendo.

El principal producto financiero que ofrecen estas instituciones es el crédito en cualquiera de sus estilos como; crédito grupal o comunal, créditos individuales y crédito solidario, también crédito mujer, crédito comerciante que ofrece Compartamos Banco, el cual apoya en gran medida a las mujeres y comerciantes. Además se ofrecen seguros y cuentas de ahorro, así como crédito para la vivienda y captación de remesas como lo hace Finamigo.

Otro producto que este tipo de instituciones ofrece es el crédito PYME implementado en la microfinanciera Felicidad Financiera, además de los producto

mencionados anteriormente banco Afirme–Crédito sí, funge como un banco y ofrece un fondo de inversión.

Las IMF ofrecen sus productos en plazos y forma de pago cómodos a sus clientes, los cuales oscilan entre los 4 y 36 meses a pagar en forma bisemanal, semanal o mensual. Del mismo modo los clientes pueden allegarse de los productos financieros de manera personal acudiendo a la sucursal, por llamada, consulta con un asesor, y lo más reciente implementado por Micronegocio Azteca por mensaje de texto.

En relación con lo anterior y al estudio de campo realizado se pudo analizar que las IMF de mayor presencia en este municipio son Micronegocio Azteca y Compartamos Banco. Por lo que se decidió elegir a la IMF Compartamos Banco por tener un número mayor de clientes activos que Micronegocio Azteca, así mismo Compartamos Banco es una de las IMF de mayor presencia dentro de la República Mexicana.

CAPÍTULO III

METODOLOGÍA

En el presente capítulo se exhiben los datos informativos y estadísticos que son clave fundamental en la investigación, como lo es la población objetivo, a la cual está dirigida la investigación, Así mismo, se presenta el cálculo de la muestra con la cual se trabajó y los instrumentos que se utilizaron para poder reunir la información necesaria para la posterior construcción del modelo.

3.1 Población objetivo

En un primer momento la investigación se dirigió a cinco municipios del sur del Estado de México, que obedecen a Villa Guerrero, Ixtapan de la Sal, Tonalco, Malinalco y Tenancingo. En estos municipios se identificaron las principales IMF para recolectar información de los usuarios y administrativos que permitiera caracterizar este mercado.

Al identificar las IMF se observó que el mayor número de estas se encuentran localizadas en el municipio de Tenancingo, por lo cual se contextualizó únicamente el mercado de los microcréditos de este municipio para llevar a cabo la investigación.

No obstante en Tenancingo, Estado de México se identificaron trece instituciones microfinancieras que obedecen a los nombres de: 1) Afirme-crédito sí, 2) Banco Forjadores, 3) CAME, 4) Compartamos Banco, 5) Crediconfía, 6) Felicidad Financiera, 7) Finamigo, 8) Financiera Activamos, 9) Finclusion, 10) Fincomun, 11) Finsol, 12) Micronegocio Azteca y 13) Siempre Creciendo.

Sin embargo, en la presente investigación se considera únicamente a la IMF más importante de dicho municipio, de acuerdo a su número de clientes activos y al volumen de préstamos realizados. Dicha institución hace referencia a Compartamos Banco como población objetivo.

Por lo tanto, para llevar a cabo el análisis y descripción cuantitativa de la investigación se construyó una base de datos con información de 148 encuestas que fueron aplicadas a los usuarios de Compartamos Banco; sin embargo, esta base de datos se modificó en la medida que 17 registros carecían de información completa de los usuarios. De ahí, que la base de datos final quedó conformada por 131 registros.

3.2 Cálculo de la muestra

Para la determinación de la muestra se utilizó el muestreo aleatorio estratificado con asignación proporcional, este tipo de muestreo permite dividir la población en subpoblaciones, cuando estas muestran homogeneidad en las variables de interés, lo cual permite obtener una muestra más eficiente de lo que se lograría con un muestreo aleatorio simple. La fórmula empleada para este tipo de muestreo es la siguiente (Deschamps, 2004):

$$n = \frac{\sum_{i=1}^k N_i p_i q_i}{\frac{NB^2}{Z_{\infty/2}^2} + \frac{1}{N} \sum_{i=1}^k N_i p_i q_i}$$

Donde:

N= Total de la población

p= Proporción

q= 1-p

Z= Índice de confianza para una proporción

k= Número de estratos

B= Error de estimación

De acuerdo a las características de la fórmula, la población total fue dividida proporcionalmente en estratos según la microfinanciera con la que habían contratado el crédito. Ante esto, se llevó a cabo el cálculo de la muestra para el caso de Compartamos Banco con un nivel de confianza del 95 por ciento, tal y como se expresa a continuación:

$$n = \frac{\sum_{i=1}^k N_i p_i q_i}{\frac{NB^2}{Z_{\infty/2}^2} + \frac{1}{N} \sum_{i=1}^k N_i p_i q_i} = \frac{(9592)(0.5)(0.5)}{\frac{(9592)(0.08)^2}{(1.96)^2} + \left(\frac{1}{9592}\right)(9592)(0.5)(0.05)}$$

$$n = \frac{2398}{15.9800083299 + 0.25} = \frac{2398}{16.2300083299}$$

$$n = 147.75 = 148$$

Después de la ejecución de la fórmula se obtuvo que $n = 147.75$ encuestas por aplicar; sin embargo, el total de encuestas aplicadas fue de 148 a los clientes activos.

3.3 Técnicas de recolección de información

Debido a las características de la investigación, se recurre al trabajo de campo para recolectar la información válida necesaria a través de la aplicación de 148 encuestas a los usuarios de los servicios de Compartamos Banco y 1 entrevista al personal encargado de otorgar los microcréditos de dicha institución.

En la aplicación tanto de la entrevista como de los cuestionarios hubo un contacto directo con el encuestado y/o entrevistado, lo que permitió obtener información empírica adicional para contextualizar mejor el mercado de los microcréditos en el municipio de estudio.

3.4 Diseño y aplicación de cuestionarios

La investigación tiene un enfoque tanto cualitativo como cuantitativo por lo cual los cuestionarios aplicados a los usuarios se diseñaron para obtener ambos tipos de información. Tanto la información cualitativa como cuantitativa recolectada describe las interrelaciones entre los clientes e instituciones microfinancieras, lo que permitió la construcción del modelo estadístico utilizado en la investigación.

Así mismo, el guion de preguntas que integraron los cuestionarios permitió determinar variables como el monto prestado, tasa de interés, plazo a pagar, si ha tenido retrasos en sus pagos o no, principal motivo de la demora, número de veces que solicita un préstamo, uso del préstamo solicitado, principal motivo de la demora, la microfinanciera que le otorgó el préstamo, ingreso familiar, sexo, edad, origen, escolaridad, estado civil, ocupación y número de integrantes de su familia.

Otras de las variables que se integraron en el cuestionario para determinar el perfil socioeconómico de los clientes fueron la actividad empresarial a la que se dedican, periodo que lleva funcionando su negocio y/o empresa así como el ingreso promedio mensual que perciben. Finalmente en el cuestionario también se incluyeron preguntas enfocadas a determinar si el usuario contaba con tarjeta de crédito, débito o ahorro, la institución en la que obtuvo dicha tarjeta y si ha participado en una tanda.

Por otra parte, el diseño de la entrevista dirigida a los oferentes de los microcréditos estuvieron centradas en obtener aspectos como el perfil institucional, evolución y crecimiento al paso del tiempo de la institución, tipo de productos y servicios ofertados, número de clientes acreditados, número de créditos activos, así como la cartera de clientes.

De ahí, que tanto la aplicación de la entrevista como de los cuestionarios permitió que la recolección de datos generara información confiable ya que se empleó tanto una percepción estadística como empírica con el fin de lograr un mayor entendimiento del mercado de los microcréditos a nivel local.

3.5 Modelos *Credit Scoring*

A continuación se describe el modelo Credit Scoring; sin embargo, es importante hacer hincapié en la definición de Scoring ya que nos permitirá tener una mejor comprensión del modelo utilizado. Según Schreiner (2002) lo define como un estadístico de conocimiento cuantitativo acerca del desempeño y características de préstamos pasados registrados en una base de datos electrónica para pronosticar el desempeño de préstamos futuros.

3.5.1 *Credit Scoring*

El *Credit Scoring* consta de algoritmos que evalúan de manera automática el riesgo de crédito de un solicitante de financiamiento o de alguien que ya es cliente de la entidad, tal como lo expresa Gutiérrez (2007). Esta evaluación tiene una dimensión individual y se enfoca en el riesgo de incumplimiento de un individuo o empresa independientemente de lo que ocurra con la cartera de préstamos restantes.

Por otra parte, existen otros modelos como lo son los modelos de cartera y los Vectores Auto Regresivos (VAR) Marginales que tienen correlación con la calidad crediticia de los deudores de una cartera de préstamos, lo que no nos permitiría un análisis con una dimensión individual de las situaciones a tratar (Gutiérrez, 2007).

El *Credit Scoring* emplea principalmente información del evaluado contenida en las solicitudes de crédito en fuentes internas o externas de información, de este modo la evaluación refleja una asignación que permite comparar y ordenar en función del riesgo y cuantificarlo de manera individual (Gutiérrez, 2007).

Sin embargo, existen algunos métodos que lo asignan a grupos y cada uno de estos grupos cuenta con un perfil propio y en consecuencia un riesgo independiente. El *Credit Scoring* busca una calificación (puntaje o *score*, clasificación o *rating*) de riesgo para los deudores, es decir, una estimación de la probabilidad de incumplimiento del deudor (probabilidad de *default*) (Gutiérrez, 2007).

La calificación arrojada puede ser directa o histórica, la directa es proporcional al *score* obtenido, mientras que en la histórica está en función de la tasa de incumplimiento observada en un grupo de deudores con una calificación similar (Gutiérrez, 2007).

Si bien la escala del *score* puede oscilar entre 0 y 1. Generalmente el *Credit Scoring* presenta una relación inversa entre el *score* y el riesgo, es decir, con una mayor calificación existirá una caída marginal en el riesgo; sin embargo, esto depende de la construcción del modelo, aunque predomina la primera afirmación (Escalona, 2011).

El *Credit Scoring* según Schreiner (2002) permite reducir los costos y el tiempo empleado en cobranza, dado que la calificación que genera está basada en los perfiles de los usuarios y arroja datos consistentes respaldados en información verificable mediante la aplicación del modelo.

Por su parte Gutiérrez (2007) explica que los modelos *Credit Scoring* también son conocidos como *scorecards* o *classifiers* y los define como algoritmos que de manera automática evalúan el riesgo de crédito de un solicitante de financiamiento o de un cliente de una entidad.

Mientras que Hand y Heley (1997) citado en Gutiérrez (2007) lo definen como métodos estadísticos utilizados para clasificar a los solicitantes de crédito, o incluso a clientes de la entidad evaluadora entre las clases de riesgo “bueno” y “malo”. Respecto a lo planteado anteriormente el *Credit Scoring* es una herramienta auxiliar eficiente para las IMF; sin embargo, no puede sustituir de manera total al personal, ya que los analistas y gerentes de crédito deben monitorear los resultados.

3.5.2 *Credit Scoring* en microfinanzas

La banca comercial ha adaptado sistemas de *Credit Scoring* para controlar el riesgo de incumpliendo en el pago de créditos, como lo expresa Rayo (s.f.) en las microfinancieras existen diversos factores que dificultan su aplicación tales como; problemáticas con el historial de crédito y la falta de información que impide la predicción de no pago.

El primer modelo de *Credit Scoring* para microfinanzas que se conoce fue desarrollado por Vigano (1993) citado en Escalona (2011) para una institución de microfinanzas en Burkina Faso en África Occidental con una muestra de 100 microcréditos, 53 variables iniciales y utilizando el análisis discriminante para este modelo.

Bajo el mismo contexto, Miller y Rojas (2005) citado en Escalona (2011) formularon un *Credit Scoring* para PYMES en México y Colombia, de igual forma Milena *et al.* (2005) citados en Escalona (2011) realizaron lo mismo para microfinanzas en

Nicaragua. En Mali, Diallo (2006) citado en Escalona (2011) empleó una regresión logística para una muestra de 269 créditos de una entidad microbancaria del país, la cual obtuvo 5 variables significativas del modelo.

Al momento de realizar modelos para la evaluación del riesgo de crédito en las microfinanzas se suelen presentar diversas dificultades, lo que conlleva a la escasa literatura existente hasta la fecha sobre modelos de *Credit Scoring* para microfinanzas. Dennis (1995), Kulkosky (1996) y Schreiner (2002) citados en Escalona (2011) aportan algunas limitaciones, ventajas e inconvenientes cuando se realizan dichos modelos.

Por otra parte, para crear un modelo de *Credit Scoring* es necesario tal como lo menciona Gutiérrez (2007) variables socioeconómicas, datos básicos sobre el emprendimiento, de tal manera se busca crear una base de datos amplia. Esta base de datos como lo expresa Escalona (2011) es creada por asesores de crédito que de manera directa visitan y corroboran la información proporcionada por los posibles usuarios de sus servicios y productos.

Así mismo, como lo manifiesta Schreiner (2002) una ventaja importante acerca del uso de *Credit Scoring* es la reducción del tiempo empleado en cobranza, en el mismo sentido Escalona (2011) también integra un ahorro en costos generados por el mismo concepto.

Es de suma importancia destacar que el *Credit Scoring* en microfinanzas tal como lo dice Schreiner (2002) no elimina el uso de asesores y directores de crédito, ya que solo es una herramienta que ayuda al personal en la toma de decisiones acerca de otorgar o no un microcrédito.

3.5.3 Metodologías aplicadas en los modelos de *Credit Scoring*

Existen diversos métodos estadísticos y no estadísticos empleados para la construcción de modelos de *Credit Scoring* como; el análisis discriminante, redes neuronales, *Scoring* basado en el juicio, regresión lineal, regresión logística,

métodos de programación matemática, arboles de decisión, sistemas expertos, entre otros. A continuación se describen algunos de estos métodos.

a. Análisis Discriminante

De acuerdo con Fisher (1936) citado en Lara (2010) el análisis discriminante es una técnica multivariante la cual permite estudiar simultáneamente el comportamiento de un grupo de variables independientes con el objetivo de clasificar una serie de casos en grupos previamente definidos y excluyentes entre sí.

Para Mures et al. (2005) citados en Cabrera (2014) indica que el análisis discriminante permite estudiar las diferencias entre dos (análisis simple) o más (análisis discriminante múltiple) grupos de individuos definidos a priori (no pagador o pagador), con respecto a diferentes variables simultáneamente.

De acuerdo a Lara (2010) el análisis discriminante asume un doble objetivo, por una parte trata de conseguir una combinación lineal óptima de variables independientes que maximicen la diferencia entre los grupos definidos a priori (no pagador o pagador). Estas combinaciones lineales se les denominan funciones discriminantes. Por otro lado intenta predecir la pertenencia de cada cliente a uno de los grupos mutuamente excluyentes, calculando así la fortaleza discriminante del modelo.

La principal ventaja de esta técnica se encuentra en la diferenciación de las características que definen cada grupo, así como las interacciones entre ellas. El análisis discriminante es de suma importancia para clasificar buenos y malos pagadores en el momento del reembolso de un crédito.

De igual forma existen inconvenientes como la rigidez a la hora de cumplir las hipótesis de partida (linealidad, normalidad, independencia y homocedasticidad) y por supuesto la incapacidad en el cálculo de las probabilidades de impago (Rayo, Lara y Camino, 2010).

b. Redes Neuronales

De acuerdo con Lara (2010) citado en Cabrera (2014) las redes neuronales es un método que se encuentra dentro de los modelos de inteligencia artificial ya que trata de imitar el sistema nervioso para construir sistemas con cierto grado de inteligencia.

A su vez estos sistemas de inteligencia están formados por nodos de entrada o salida. Los nodos de entrada son aquellas características o variables de las operaciones de crédito, mientras que los nodos de salida corresponden a la probabilidad de no pago (Lara, 2010).

De ahí, que el objetivo de cada nodo de salida es dar respuesta a cada señal de entrada. Bajo este contexto las ventajas que se tienen con el empleo de redes neuronales es la generación de conocimientos a partir de observaciones reales y la construcción de una base de datos cuando se carezcan de datos (Cabrera, 2014).

Sin embargo, construir un modelo *Credit Scoring* con esta técnica no es fácil de llevar a cabo, ya que se requieren de conocimientos especializados para comprender las conexiones neuronales que surgen durante todo el proceso (Lara, 2010).

c. Scoring basado en el juicio

Según Schreiner (2008) citado en Escalona (2011) *Scoring* basado en el juicio humano es una técnica de *Credit Scoring* basado en una selección de indicadores y asignación de puntos tomando en cuenta la experiencia de los asesores, en este el puntaje es otorgado de manera subjetiva.

En esta técnica se tiene menor capacidad de pronóstico; sin embargo, requiere menor cantidad de datos, lo cual hace más fácil su elaboración y arroja un pronóstico aceptado por los usuarios con mayor facilidad.

d. Regresión Logística

En la regresión logística se busca predecir la probabilidad de ocurrencia de un determinado evento ($Y=1$), así mismo, determinar el grado de relación existente entre las variables independientes y la dependiente y su significatividad. La variable dependiente es categórica, con dos (dicotómica) o más categorías (politómica) (Cea, 2004).

La regresión logística permite calcular la probabilidad que tiene un cliente para pertenecer a uno de los grupos establecidos a priori (no pagador o pagador) (Escalona, 2011). Por lo que la variable de respuesta como se ha dicho anteriormente solo tiene dos resultados posibles llamados generalmente “éxito” y “fracaso” y se representan por 0 y 1 (Montgomery, Peck y Vining, 2011).

En la regresión logística se debe de cumplir con los siguientes supuestos tal y como lo menciona Cea (2004):

- Tamaño muestral elevado.
- Incluir variables independientes relevantes en la predicción de la variable dependiente.
- Variables predictoras continuas.
- Ausencia de colinealidad entre las variables predictoras.
- Aditividad. Que no exista dependencia entre la variable dependiente asociada con un cambio de una unidad en la variable dependiente, con respecto del valor de una de las otras variables independientes.
- No-linealidad de la variable dependiente. El cambio en la variable dependiente, asociado con un cambio de una unidad en la variable independiente que sea constante.
- Celdillas de “no cero”.
- Heterocedasticidad. Las propiedades distribucionales de la variable dependiente restringen la varianza a ser una función fija de la media.

Además cuando se aplica una regresión logística la estimación de los coeficientes se rige, primordialmente, por el procedimiento de “máxima verosimilitud”. El cual, su

función es maximizar la probabilidad de ocurrencia del evento que se analiza (Cea, 2004). Así mismo otro dato importante de la regresión logística es que, adopta la forma de curva, en forma de S o de S invertida más no lineal (Montgomery, Peck y Vining, 2011).

Por lo tanto la ecuación de la regresión logística queda expresada de la siguiente manera:

$$P(Y) = \alpha + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_k X_k + \varepsilon$$

En la ecuación los coeficientes de regresión logística ($\beta_1, \beta_2 \dots \beta_k$), o coeficientes de pendiente indican cuanto varia la probabilidad de ocurrencia de Y ante un cambio de unidad de la variable independiente correspondiente, manteniéndose las demás variables explicativas constantes. Si el signo del coeficiente es positivo significa que a la variable que corresponde aumenta la probabilidad de ocurrencia de Y y si es negativo se interpreta como disminución (Cea, 2004).

Cuando se denota el modelo logístico en términos de *log odds (logit (Y))*, significa que el algoritmo natural de la razón de probabilidad de que ocurra un evento respecto a la probabilidad de que no ocurra, la relación entre las variables independientes con la dependiente se convierte en lineal, lo que facilita la interpretación más directa con los coeficientes de la regresión logística (Cea, 2004).

No obstante el cálculo del *log odds (Y)* se establece de la siguiente manera:

$$Odds = \frac{(Probabilidad\ de\ ocurrencia\ de\ Y)}{(Probabilidad\ de\ no\ ocurrencia\ de\ Y)} = \frac{P(Y = 1)}{1 - P(Y = 1)} = \frac{P(Y = 1)}{P(Y = 0)}$$

Un *odds > 1* indica que existe más probabilidad de que el evento acontezca *versus* su no ocurrencia.

Un *odds < 1.00* indica una menor probabilidad de que el evento ocurra *versus* su no ocurrencia.

Por otra parte, de acuerdo con Escalona (2011) el *Odds Ratio* (OR) es una razón de *odds* y cuantifica la magnitud de la asociación entre el riesgo y el factor de interés, estando representado por:

$$OR = \frac{odds(evento/caracteristica)}{odds(evento/ausencia\ de\ caracteristica)}$$

Para facilitar la interpretación en términos de *odds* que de *log-odds*, se propone una transformación exponencial de *logit* (Y). Aplicando la transformación exponencial, la ecuación de regresión logística queda definida por McFadden (1974) citado en Cea (2004) de la siguiente manera:

$$P(Y = 1) = \frac{e^{\alpha + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_k X_k}}{1 + e^{\alpha + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_k X_k}}$$

En esta ecuación se representa la probabilidad de que el evento ocurra. Por el contrario la probabilidad de no ocurrencia $P(Y=0) = 1 - P(Y=1)$ se obtiene de la siguiente ecuación (Cea, 2004):

$$P(Y = 1) = \frac{1}{1 + e^{\alpha + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_k X_k}}$$

CAPÍTULO IV

ANÁLISIS E INTERPRETACIÓN DE RESULTADOS

En el presente capítulo se muestra la construcción del modelo de *Credit Scoring* para calcular el riesgo de No Pago en la IMF Compartamos Banco, sucursal ubicada en el municipio en estudio. Lo anterior es posible gracias al uso de la regresión logística. Así mismo se exponen los principales resultados que evidencia el ajuste del modelo seleccionado.

4.1 Antecedentes generales

Tal como se analiza en el capítulo II, dentro del contexto nacional una microfinanciera de suma importancia en el país es Compartamos Banco que desde 1990 se ha enfocado a atender a segmentos de la población que no contaban con servicios financieros adecuados a sus necesidades, su objetivo primordial es promover el desarrollo de proyectos que generen desarrollo económico en las zonas rurales en México (Compartamos, 2011).

De ahí que, Compartamos Banco abarca la totalidad del territorio nacional, por lo cual los servicios que oferta llegan a múltiples zonas rurales en el interior de la República Mexicana, una de estas regiones es la zona de estudio; Tenancingo, Estado de México.

Con base en información proporcionada por personal de la Microfinanciera Compartamos Banco para el año 2013 contaba con un aproximado de 1749 clientes activos en el municipio de Tenancingo. Es importante destacar que inicia operaciones a nivel municipal en el año 2005 y en un transcurso de 8 años logra adquirir un segmento de mercado importante en la región de estudio.

Compartamos Banco cuenta con expectativas futuras orientadas a desarrollar y ofertar nuevos productos financieros que satisfagan las nuevas necesidades de sus clientes, y poder seguir siendo la empresa líder en el ramo de las microfinanzas (Compartamos, 2012).

4.2 Conformación de la base de datos

El análisis y descripción cuantitativa se realizó mediante el empleo de una base de datos que se extrajo de un estudio y análisis de las experiencias de microcréditos en el municipio de Tenancingo, Estado de México durante el periodo 2011-2014. La base presenta datos de las características y tipos de servicios que ofrece Compartamos Banco, así como el perfil y características socioeconómicas de los clientes activos de la institución.

Es importante destacar que, se eligió la sucursal más importante del municipio por el número de clientes activos y el volumen de préstamos realizados, en la cual se aplicaron un total de 148 encuestas a clientes y 1 entrevista a los responsables administrativos de la microfinanciera, se eliminaron 17 registros por estar incompletos o ser inconsistentes, lo que significó que la base de datos final se conformara de 131 registros.

4.3 Definición de la variable respuesta y variables explicatorias

Con el apoyo del instrumento aplicado (la entrevista y los cuestionarios) se logró conformar una base de datos compuesta por 28 variables, de las cuales fueron seleccionadas las de mayor significancia con nuestra variable criterio ($Y=1$). De las 28 covariables se cuenta con 14 de escala y el resto de las variables tienen una escala nominal y categórica.

En la tabla 4 se presenta la relación de variables que participan en la selección del modelo, así mismo se definen las variables con su respectiva codificación.

Tabla 4. Total de variables empleadas

Núm.	VARIABLE	CODIFICACIÓN
1.	Sexo	SEX
2.	Edad	EDAD
3.	Originario	ORG
4.	Escolaridad	ESC
5.	Estado Civil	EDO_CIVIL
6.	Nivel Máximo de estudios	NIVEL_MAX_EST
7.	Casa Propia	CASA_PROP
8.	Número de Créditos Anuales	NUM_CRE_ANUAL
9.	Monto Solicitado	MONT_SOL
10.	Crédito Otorgado	CRED_OTOR
11.	Plazo a Pagar	PLAZO_PAGAR
12.	Número de Pagos	NUM_PAGOS
13.	Pago Total	PAGO_TOTAL
14.	Tasa de interés	TI
15.	CAT promedio	CAT_PROM
16.	Ingreso Familiar	INGRESO_FAMILIAR
17.	Número de integrantes de la familia	NUM_INTEG
18.	Negocio Funcionando	NEG_FUN
19.	Años Funcionando	AÑO_FUN
20.	Local Fijo	LOCAL_FIX
21.	Ganancia Promedio	GANAN_PROM
22.	Ahorro en IMF	AHORRO_IMF
23.	Participado en tandas	TANDAS
24.	Actualmente participa en tanda	ACT_TANDAS
25.	Cuenta con tarjeta de Débito o Crédito	TARJ_DEB_CRED
26.	Acude a otra IMF	ACUDE_OTRA_MF
27.	Conforme con la Tasa de Interés	CONF_TI
28.	Nivel de Satisfacción	NIF_SATIF

Fuente: Elaboración propia con datos obtenidos en práctica de campo, 2011-2014.

El modelo de regresión logística binario tiene por característica que la variable dependiente a investigar es dicotómica (0,1); la cual toma dos valores Y=1; (No Paga) y Y=0; (Paga).

4.4 Selección de variables

Para llevar a cabo la selección de las variables con significancia en el modelo, se realizó como primer paso el análisis de correlación de las variables para de este modo evitar la colinealidad.

Análisis de correlación múltiple.

El análisis de correlación múltiple permitió seleccionar las variables que se correlacionan significativamente con la variable criterio, por lo que, de las 28 variables solo el 50 por ciento resultó estadísticamente significativa, lo que llevo a acotar el número de variables que podrían introducirse en primera instancia al modelo de regresión logística.

La tabla 5 muestra las variables con su respectivo coeficiente, signo y nivel de *p-value* que permitió considerarlas como factor importante en la explicación de la variación de la variable dependiente. El criterio para incluir a una variable en el modelo radico en un nivel de confianza del 95 por ciento, es decir $p\text{-value} < 0.05$. Así, las variables que mostraron una correlación significativa fueron las siguientes:

Tabla 5. Análisis de Correlación Múltiple

VARIABLE	COEFICIENTE	p-value
1. TI	0.822	0
2. ACUDE_OTRA_IMF	0.361	0
3. ORIG	0.249	0.004
4. TANDAS	0.222	0.011
5. NUM_INTEG	0.208	0.017
6. INGRESO_FAMILIAR	-0.177	0.043
7. NIVEL_MAX_EST	-0.178	0.042
8. EDO_CIVIL	-0.191	0.029
9. EDAD	-0.247	0.004
10. NUM_CRE_ANUAL	-0.248	0.004
11. CASA_PROPIA	-0.314	0
12. SEX	-0.331	0
13. CONF_TI	-0.438	0
14. NIV_SATISF	-0.637	0

Fuente: Elaboración propia con datos obtenidos en práctica de campo. 2011-2014.

Covariables (explicatorias)

Las variables explicatorias con significancia (o covariables) que mejor definen la variable dependiente son solo 9, por lo tanto 5 de las variables han quedado descartadas en la construcción del modelo. A partir de ello en la tabla 6 se muestran las variables consideradas.

Tabla 6. Covariables

NÚM.	VARIABLE	COEFICIENTE	SIG.
1.	Ti	.822**	0
2.	ACUDE_OTRA_MF	.361**	0
3.	NUM_INTEG	.208*	0.017
4.	INGRESO_FAMILIAR	-.177*	0.043
5.	NIVEL_MAX_EST	-.178*	0.042
6.	EDAD	-.247**	0.004
7.	NUM_CRE_ANUAL	-.248**	0.004
8.	CASA_PROPIA	-.314**	0
9.	CONF_TI	-.438**	0

Fuente: Elaboración propia con datos obtenidos en práctica de campo, 2011-2014.

Explícitamente, al aplicar la regresión logística con las 9 variables que resultaron significativas con respecto al (No Pago), el modelo evidencio que solo 5 de estas resultan significativas para la creación de un modelo capaz de predecir la variable dependiente en una IMF las cuales son; EDAD, NIVEL_MAX_EST, TI, ACUDE_OTRA_MF Y CONF_TI.

Formalmente:

$$Prob(Y = 1/X = x_i) = f[x_1, x_2, x_3, x_4, x_5]$$

Donde:

X_1 = Edad del Usuario de Servicios Microfinancieros (USMF).

X_2 = Nivel máximo de estudios del USMF.

X_3 = Tasa de interés que paga el cliente.

X_4 = El USMF acude a otra microfinanciera.

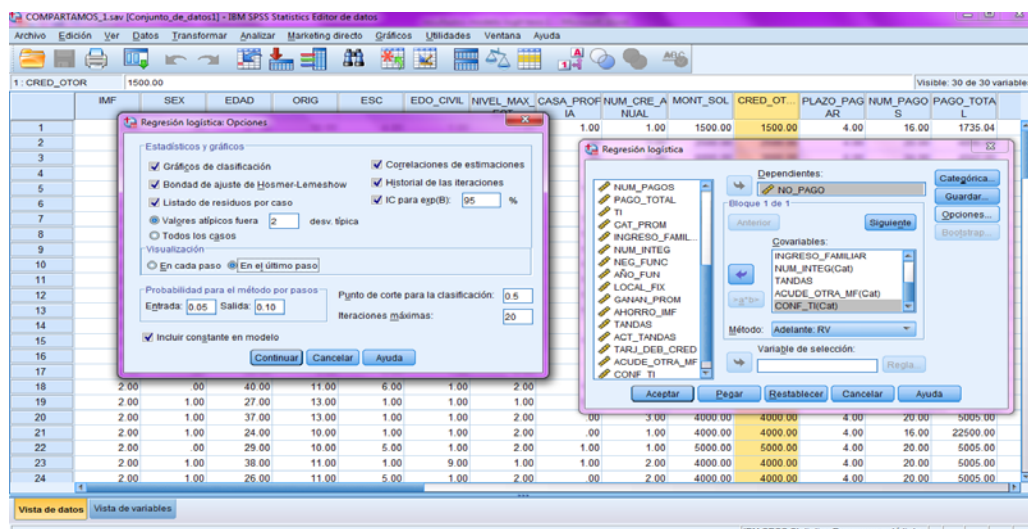
X_5 = El cliente está conforme con la tasa de interés que le cobran por el crédito.

4.5 Credit Scoring: caso Compartamos Banco

La construcción del modelo de regresión logística binaria se lleva a cabo con el apoyo del software Statistical Product and Service Solutions (SPSS) Versión 19 ya que es un programa estadístico fácil de utilizar cuando se trabaja con grandes bases de datos.

A partir de ello en la figura 3 se visualiza el proceso que se llevó a cabo para la construcción del modelo de regresión logística. En el recuadro de la derecha se declara que la variable dependiente (Y) considera dos únicos valores $Y=1$; el cliente no paga, $Y=0$, el cliente si paga. Aplicando el método ADELANTE RV o Razón de Verosimilitud, y declarando como variables categóricas a tres variables que obedecen a; Sexo, el usuario de servicios microfinancieros (USMF) acude a otra MF y si el USMF está conforme con las tasas de interés que paga.

Figura 3. Regresión Logística con SPSS



Fuente: Elaboración propia con datos obtenidos en práctica de campo, 2011-2014.

La tabla 7, muestra el resumen general del procedimiento, en la cual se puede apreciar que para la construcción del modelo de regresión logística se emplearon

un total de 131 registros, sin tener alguna observación excluida o pérdida del análisis; por lo tanto nuestro modelo es construido con el 100 por ciento de las observaciones.

Tabla 7. Resumen de procesamiento de casos

Casos sin ponderar ^a	N	Porcentaje
Casos seleccionados Includo en el análisis	131	100.0
Casos perdidos	0	.0
Total	131	100.0
Casos no seleccionados	0	.0
Total	131	100.0

a. Si la ponderación está en vigor, consulte la tabla de clasificación para el número total de casos.

Fuente: Elaboración propia con datos obtenidos en práctica de campo, 2011-2014.

En la tabla 8 se observa la codificación de la variable dependiente dicotómica, dado que solo toma el valor de “0” paga y “1” no paga, debido a que el objetivo del ejercicio es encontrar o calcular probabilísticamente la posibilidad de que un cliente determinado incurra en el “no pago” según sus características personales, económicas y en general de sus atributos socioeconómicos.

Tabla 8. Codificación de la variable dependiente

Valor original	Valor interno
PAGA	0
NO PAGA	1

Fuente: Elaboración propia con datos obtenidos en práctica de campo, 2011-2014.

La tabla 9 completa el total de variables categóricas codificadas, así como la frecuencia de los datos:

Tabla 9. Codificaciones de variables categóricas

		Frecuencia	Codificación de parámetros
			(1)
CONF_TI	NO	53	1.000
	SI	78	.000
ACUDE_OTRA_M	NO	61	1.000
	SI	70	.000
CASA_PROPIA	NO	63	1.000
	SI	68	.000

Fuente: Elaboración propia con datos obtenidos en práctica de campo, 2011-2014.

Tabla 10. Historial de iteraciones^{a,b,c}

		-2 log de la verosimilitud	Coeficientes
			Constant
Paso 0	1	172.144	-.534
	2	172.139	-.548
	3	172.139	-.548

a. En el modelo se incluye una constante.

b. -2 log de la verosimilitud inicial: 172.139

c. La estimación ha finalizado en el número de iteración 3 porque las estimaciones de los parámetros han cambiado en menos de .001.

Fuente: Elaboración propia con datos obtenidos en práctica de campo, 2011-2014.

En la tabla 10 se muestra el historial de iteraciones, que no es más que el resumen del proceso iterativo de estimación de la constante. Para realizar esta estimación, tal y como se muestra en la tabla se requiere de calcular los coeficientes de la constante y la verosimilitud, la cual podemos identificar como -2 log.

La verosimilitud mide hasta qué punto un modelo se ajusta a los datos, a partir de ello podemos identificar en la tabla que la verosimilitud inicial que presenta el modelo es de 172.139, mientras que el valor inicial del parámetro es de -.548. Dichas estimaciones fueron llevadas a cabo en tres iteraciones, debido a que los parámetros cambiaron en menos de 0.001 como se muestra.

Tabla 11. Variables en la ecuación

	B	E.T.	Wald	gl	Sig.	Exp(B)
Paso 0 Constante	-.548	.181	9.121	1	.003	.578

Fuente: Elaboración propia con datos obtenidos en práctica de campo, 2011-2014.

La tabla 11 contiene las variables que se encuentran dentro de la ecuación; sin embargo, en este primer paso la ecuación de la regresión solo contiene a la constante, la cual presenta sus principales estimadores y resultados, tales como el estimador B, el error estándar (E.T), el Exp (B) y la prueba *Wald* con un grado de libertad. De ahí, que las variables que han quedado descartadas se pueden visualizar en la tabla 12.

Tabla 12. Variables que no están en la ecuación

		Puntuación	Gl	Sig.	
Paso 0	Variables	EDAD	7.988	1	.005
		NIVEL_MAX_EST	4.165	1	.041
		CASA_PROPIA(1)	12.952	1	.000
		NUM_CRE_ANUAL	8.065	1	.005
		TI	88.417	1	.000
		INGRESO_FAMILIAR	4.107	1	.043
		NUM_INTEG	5.687	1	.017
		ACUDE_OTRA_MF(1)	17.027	1	.000
		CONF_TI(1)	25.173	1	.000
	Estadísticos globales	102.625	9	.000	

Fuente: Elaboración propia con datos obtenidos en práctica de campo, 2011-2014.

No obstante se observa en la tabla anterior, que las variables cuentan con una significación estadística asociada al índice de *Wald* global de 0.000. Esto quiere decir que, en automático el proceso continuará incorporando a estas variables porque incorporarán información al modelo.

4.5.1 Elección del punto de corte

El punto de corte es un valor elegido de manera conveniente para discriminar, en este caso el pago o no pago por parte de USMF.

Tabla 13. Tabla de clasificación^{a,b}

Observado			Pronosticado		
			NO_PAGO		Porcentaje correcto
PAGO	NO PAGA				
Paso 0	NO_PAGO	PAGA	83	0	100.0
		NO PAGA	48	0	.0
Porcentaje global					63.4

a. En el modelo se incluye una constante.

b. El valor de corte es .500

Fuente: Elaboración propia con datos obtenidos en práctica de campo, 2011-2014.

Dentro de la tabla 13 se muestra una evaluación del ajuste del modelo de regresión a través de una comparación entre los valores predichos y los observados. A partir de ello, es que en la tabla se muestra un pronóstico empleando un valor de corte de 0.500, lo que significa que una probabilidad $<.500$ se clasifican como 0 o PAGA, mientras que una probabilidad $\geq .500$ corresponde a la codificación 1 o NO PAGO.

Adicionalmente en esta tabla que corresponde al primer paso del modelo se evidencia que este ha clasificado correctamente en un 63.4 por ciento de los datos analizados.

4.5.2 Ajuste del modelo

El ajuste del modelo está evaluado con ayuda de la prueba estadística *Hosmer y Lemeshow*, esta prueba consiste en establecer el nivel de riesgo de la probabilidad de no pago en una IMF, se busca una elevada coincidencia entre los valores observados y predichos, por ello la prueba tiene un buen ajuste cuando esta prueba no es significativa.

Prueba de ajuste de *Hosmer y Lemeshow*

Tabla 14. Prueba de *Hosmer y Lemeshow*

Paso	Chi cuadrado	Gl	Sig.
5	4.852	8	.773

Fuente: Elaboración propia con datos obtenidos en práctica de campo, 2011-2014.

Tabla 15. Tabla de contingencias para la prueba de *Hosmer y Lemeshow*

		NO_PAGO = PAGA		NO_PAGO = NO PAGA		Total
		Observado	Esperado	Observado	Esperado	
Paso 5	1	14	13.999	0	.001	14
	2	12	11.987	0	.013	12
	3	12	11.931	0	.069	12
	4	12	11.904	0	.096	12
	5	12	11.705	0	.295	12
	6	12	12.392	2	1.608	14
	7	6	7.704	7	5.296	13
	8	3	1.173	10	11.827	13
	9	0	.166	13	12.834	13
	10	0	.039	16	15.961	16

Fuente: Elaboración propia con datos obtenidos en práctica de campo, 2011-2014.

Como se menciona anteriormente la prueba de *Hosmer y Lemeshow* indica que si el ajuste es bueno, un valor alto de la probabilidad predicha (p) se asociara con el resultado 1 de la variable binomial dependiente, mientras que un valor bajo de (p) (próximo a cero) corresponderá con el resultado $Y=0$. Se trata de calcular, para cada observación del conjunto de datos, las probabilidades de la variable dependiente que predice el modelo.

Esta prueba es de bondad de ajuste, lo que se desea es que no haya significancia. En nuestro caso tal como lo expresa la tabla 14, la prueba no fue significativa ya que su grado de significancia de 0.773 o bien 77.3 por ciento.

Una ecuación sin poder de clasificación alguno tendría una especificidad, sensibilidad y total de clasificación correctas igual a 50 por ciento (por simple azar).

Un modelo puede considerarse aceptable si tanto la especificidad como la sensibilidad tienen un nivel alto, de al menos el 75 por ciento.

Por otra parte existen medidas complementarias para evaluar globalmente la validez del modelo. Estas medidas corresponden a la verosimilitud (-2LL) y el R cuadrado de *Nagelkerke*. Como ya se ha mencionado anteriormente la verosimilitud mide hasta qué punto un modelo se ajusta bien a los datos, por lo que la verosimilitud (-2LL) entre más pequeña sea, mayor será el ajuste.

Tabla 16. Resumen del modelo

Paso	-2 log de la verosimilitud	R cuadrado de <i>Cox y Snell</i>	R cuadrado de <i>Nagelkerke</i>
5	24.986 ^a	.675	.923

a. La estimación ha finalizado en el número de iteración 10 porque las estimaciones de los parámetros han cambiado en menos de .001.

Fuente: Elaboración propia con datos obtenidos en práctica de campo, 2011-2014.

Por su parte el coeficiente R cuadrado de *Nagelkerke* deben ser lo más cercano a 1. De acuerdo con lo anterior en la tabla 16 se puede visualizar la verosimilitud, el R cuadrado de *Cox y Snell* y el R cuadrado de *Nagelkerke*. La verosimilitud mide el ajuste del modelo, mientras que el R cuadrado de *Nagelkerke* se utiliza para corregir el R cuadrado de *Cox y Snell*. La corrección que lleva a cabo este coeficiente corrige el análisis en un 0.923.

4.5.3 Poder predictivo

El poder predictivo es la capacidad que tiene un modelo de predecir la variable dependiente basado en los valores de las variables independientes. Es importante destacar que es posible tener un modelo que predice muy bien a la variable dependiente; sin embargo, cuenta con un mal ajuste, pero es poco frecuente visualizar una situación inversa.

Atendiendo a los resultados exaltados en la tabla 16 se puede observar que el coeficiente de determinación R cuadrado de *Cox y Snell* es de 0.675 lo que indica que la variable dependiente es explicada por las variables predictoras en un 67.5 por ciento. Lo anterior refleja que el modelo posee un importante valor predictivo.

4.5.4 Poder discriminatorio

El poder discriminatorio es la capacidad que tiene el modelo para clasificar de manera correcta a los USMF de acuerdo con el riesgo de pago o no pago.

Tabla 17. Tabla de clasificación^a

Observado			Pronosticado		
			NO PAGO		Porcentaje correcto
			PAGA	NO PAGA	
Paso 5	NO_PAGO	PAGA	83	0	100.0
		NO PAGA	2	46	95.8
		Porcentaje global			98.5

a. El valor de corte es .500

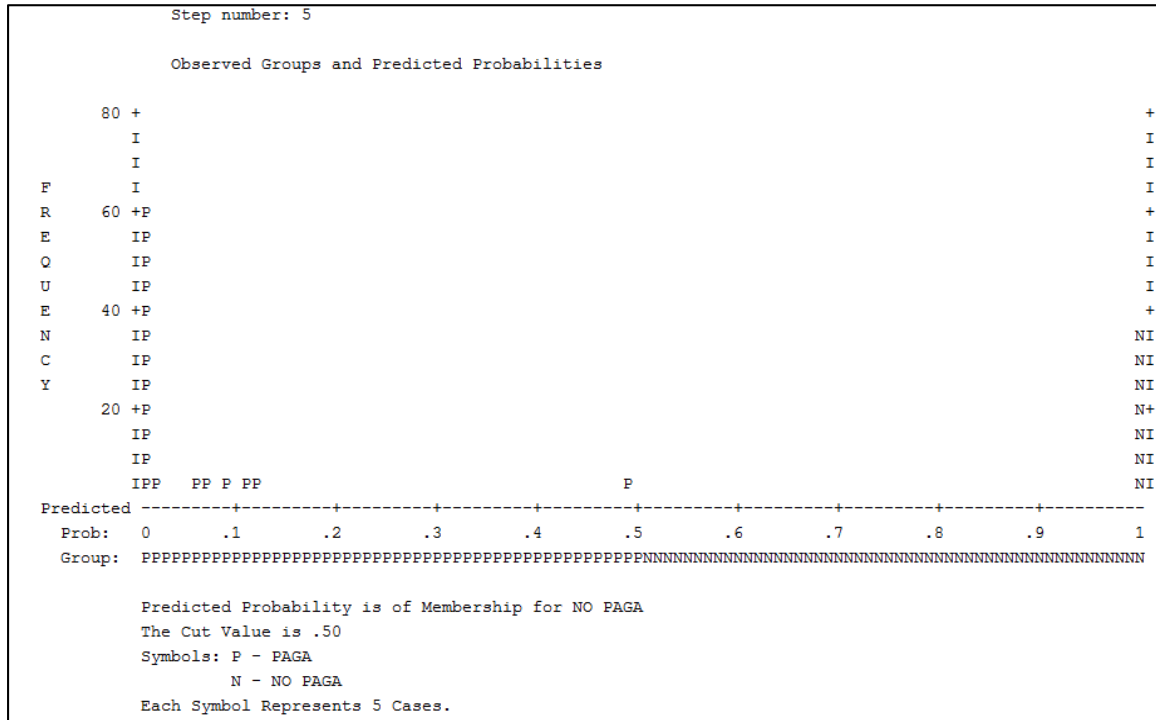
Fuente: Elaboración propia con datos obtenidos en práctica de campo, 2011-2014.

En la tabla 17 se muestra que el modelo presenta una especificidad del 100 por ciento, es decir, que el modelo tiene una capacidad total de descartar una mora cuando esta no existe. Por su parte el modelo muestra una sensibilidad de 95.8 por ciento, lo cual significa que en esta proporción el modelo es capaz de identificar a clientes que no pagan. Por lo tanto, el modelo muestra que es capaz de predecir asertivamente un 98.5 por ciento de la totalidad de los casos.

Las variables independientes clasifican de manera correcta a los usuarios de las instituciones microfinancieras que NO PAGAN sus préstamos cuando el punto de corte de la probabilidad de Y calculada se establece en 50 por ciento (0.5).

4.5.5 Validación

Figura 4. Grupos observados y Probabilidades



Fuente: Elaboración propia con datos obtenidos en práctica de campo, 2011-2014.

De acuerdo, a la figura 4 se muestra que el modelo calcula las probabilidades de Y mayores a 0.5 de todas las observaciones, por lo que los clasifica como NO PAGAN (estado predicho = 1). Estos resultados nos indican que existe una alta capacidad predictiva asertiva, dadas las variables utilizadas en el modelo.

4.5.5.1 Cálculo de probabilidades parciales del riesgo de no pago

Como se ha mencionado anteriormente, el tratamiento y empleo de un análisis de regresión logística trata de comprobar la probabilidad de que un evento concreto ocurra, a partir de la observación de una serie de variables independientes, por lo tanto, a partir del modelo ajustado, se emplea el cálculo de probabilidad de que el evento de interés ($Y=1$; el cliente no pague) ocurra, y esto se hace mediante el cálculo de las probabilidades parciales, es decir, se emplean los resultados asumiendo que el resto de las variables permanecen constantes.

$$P(Y) = \alpha + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_k X_k + e$$

Donde la constante (o intercepto) expresa el valor de la probabilidad de Y cuando las variables independientes son cero (lo habitual es que no sean interpretables)
 Los coeficientes de regresión logística (B's) o coeficientes dependientes informan, cuanto varia la probabilidad de ocurrencia de Y ante un cambio de unidad de la variable independiente correspondiente, manteniéndose las demás variables explicativas constantes.

Si el signo del coeficiente es positivo significa que la variable a la que corresponde, aumenta la probabilidad de ocurrencia de Y. Mientras que, cuando el signo de B es negativo, se interpreta como disminución de la probabilidad de Y. Un coeficiente "B" de cero expresa ausencia de cambio en la probabilidad de Y.

Cuando se trabaja con el modelo logístico se puede desprender un nuevo concepto denominado *log odds* o bien los *odds ratio*, la razón de probabilidades; es decir, la probabilidad de que se presente un evento respecto a la probabilidad de que no ocurra.

$$Odds = \frac{(Probabilidad\ de\ ocurrencia\ de\ Y)}{(Probabilidad\ de\ no\ ocurrencia\ de\ Y)} = \frac{P(Y = 1)}{1 - P(Y = 1)} = \frac{P(Y = 1)}{P(Y = 0)}$$

Si se realiza la transformación logarítmica de *odds*, denominada *log-odds-ratio* a *log-odds*, se obtiene el *logit* (Y) y con ello muchas de la propiedades de la regresión lineal. Una forma más entendible y de mayor comprensión, la transformación de *odds log de los odds*, se propone la transformación exponencial del *logit*(Y). En ella, un aumento de unidad en X siempre produce el mismo cambio en *logit*(Y). Mediante la exponenciación: $Odds (Y=1)=e^{logit(Y)}$. El exponente (e^x) o $\exp(X)$ es el inverso del logaritmo natural ($\ln[X]$).

Aplicando la transformación exponencial, la ecuación de la regresión logística queda finalmente definida de la siguiente manera:

$$P(Y = 1) = \frac{e^{\alpha + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_k X_k}}{1 + e^{\alpha + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_k X_k}}$$

Esta ecuación representa la probabilidad de que un evento concreto ocurra. Dicha probabilidad está condicionada por el conjunto de valores que adopte la serie de “k” variables predictoras.

Los cambios en $P(Y=1)$ no es una función lineal de las variables independientes. La pendiente de la curva varía, dependiendo del valor de las variables predictoras. Además téngase presente que la exponenciación del coeficiente estimado expresa los *odds* relacionados con un *odds* promedio; la media geométrica.

La probabilidad de “no ocurrencia” $P(Y=0) = 1-P(Y=1)$ se obtiene de la siguiente ecuación:

$$P(Y = 0) = \frac{1}{1 + e^{\alpha + \beta_1 + \dots + \beta_k}}$$

En la ecuación anterior los coeficientes de pendiente de la regresión logística se interpretan de forma similar a los coeficientes de regresión lineal. Muestran el cambio en la variable dependiente, *logit* (Y), asociado a una unidad en la variable independiente, manteniéndose el resto de las variables explicativas constantes.

Por lo tanto, se pueden considerar mediciones de los cambios en la razón de probabilidades: “e” elevado a la potencia $\beta_i(e^{\alpha + \dots + \beta_k X_k}) = e^{\alpha} e^{\alpha + \dots + \beta_k X_k}$ es el factor por el que *odds* cambia, cuando la variable independiente aumenta en una unidad Y ($e^{\beta_i} - 1 \times 100$) es el cambio porcentual estimado en *odds* para un incremento de una unidad en las variables predictoras correspondientes.

Un *odds ratio* ($\psi = e^{\beta}$) > 1 Indica que el *odds* de ocurrencia de la variable dependiente aumenta, cuando la variable independiente aumenta.

Un *odds ratio* ($\psi = e^{\beta}$) < 1 significa que el *odds* de ocurrencia de Y disminuye, conforme la variable independiente aumenta.

A continuación se muestra el cálculo correspondiente del Odd Ratio expresado en porcentaje de cada una de las variables en la ecuación, así como de la constante y su respectiva interpretación.

	B	E.T.	Wald	gl	Sig.	Exp(B)	Odds Ratio			
EDAD	-0.419	0.16	7.148	1	0.01	0.658	0.66	0.34	65.77	

Con respecto a la variable EDAD como su coeficiente es negativo (**-0.419**), entonces su eB (*odds ratio*) correspondiente sería igual a **0.66**, lo que se interpreta como disminución en *odds* de P del 66 por ciento por incremento de unidad en la variable independiente.

Variable	B	E.T.	Wald	gl	Sig.	Exp(B)	Odds Ratio			
NIVEL_MAX_EST	-3.032	1.54	3.858	1	0.05	0.048	0.05	0.95	4.82	

Como el coeficiente de la variable NIVEL_MAX_EST es negativo (**-3.032**), entonces su eB (*odds ratio*) correspondiente sería igual a **0.05**, lo que se interpreta como disminución en *odds* de P del 4.82 por ciento por incremento de unidad en la variable independiente.

Variable	B	E.T.	Wald	gl	Sig.	Exp(B)	Odds Ratio			
TI	0.192	0.06	10.59	1	0	1.212	1.21		121.17	21.17

Esto significa que para cada cambio de unidad de X (Ti) manteniéndose constantes las demás variables independientes, el *odds* de P aumenta un 121 por ciento de su valor previo. Es decir experimenta un incremento del 21 por ciento.

Variable	B	E.T.	Wald	gl,	Sig.	Exp(B)	Odds Ratio			
ACUDE_OTRA_MF (1)	-5.11	2.21	5.371	1	0.02	0.006	0.01	0.99	0.6	

Como el coeficiente de la variable ACUDE_OTRA_MF es negativo **(-5.11)**, entonces su eB (*odds ratio*) correspondiente sería igual a 0.006, lo que se interpreta como disminución en *odds* de P del 60 por incremento de unidad en la variable independiente.

Variable	B	E.T.	Wald	gl,	Sig.	Exp(B)	Odds Ratio			
CONF_TI (1)	4.56	1.71	7.138	1	0.01	95.605	95.58		9558.35	9458.35

Esto significa que para cada cambio de unidad de X (CONF_TI) manteniéndose constantes las demás variables independientes, el *odds* de P aumenta un 9558 por ciento de su valor previo. Es decir experimenta un incremento del 9458 por ciento.

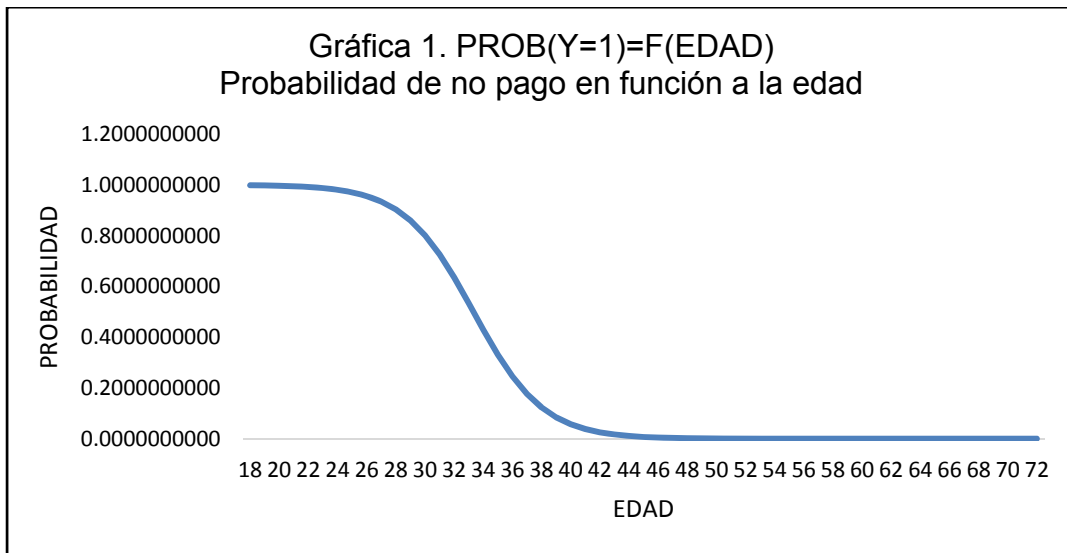
Variable	B	E.T.	Wald	gl,	Sig.	Exp(B)	Odds Ratio			
Constante	13.962	6.24	5.006	1	0.03	1157818				
	-1.635						0.19	0.81	0.81	

Como el coeficiente es negativo **(-1.635)**, entonces su eB (*odds ratio*) correspondiente sería igual a 0.19, lo que se interpreta como disminución en *odds* de P del 81 por ciento por incremento de unidad en la variable independiente.

Variable	B	E.T.	Wald	gl,	Sig.	Exp(B)	Odds Ratio			
	0.834						2.3		230.25	130.25

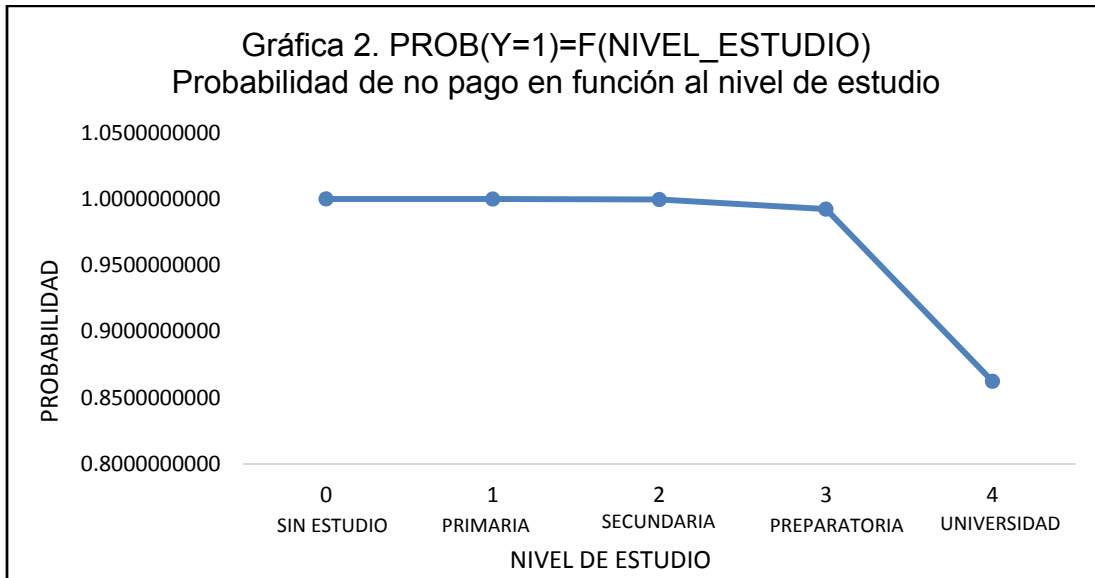
Con un coeficiente de B de **0.834**, su *odds ratio* es de 2.30. Esto significa que para cada cambio de unidad de X (Ti) manteniéndose constantes las demás variables independientes, el *odds* de P aumenta un 230 por ciento de su valor previo. Es decir experimenta un incremento del 130 por ciento.

4.5.5.2 Análisis de probabilidades parciales del riesgo de no pago



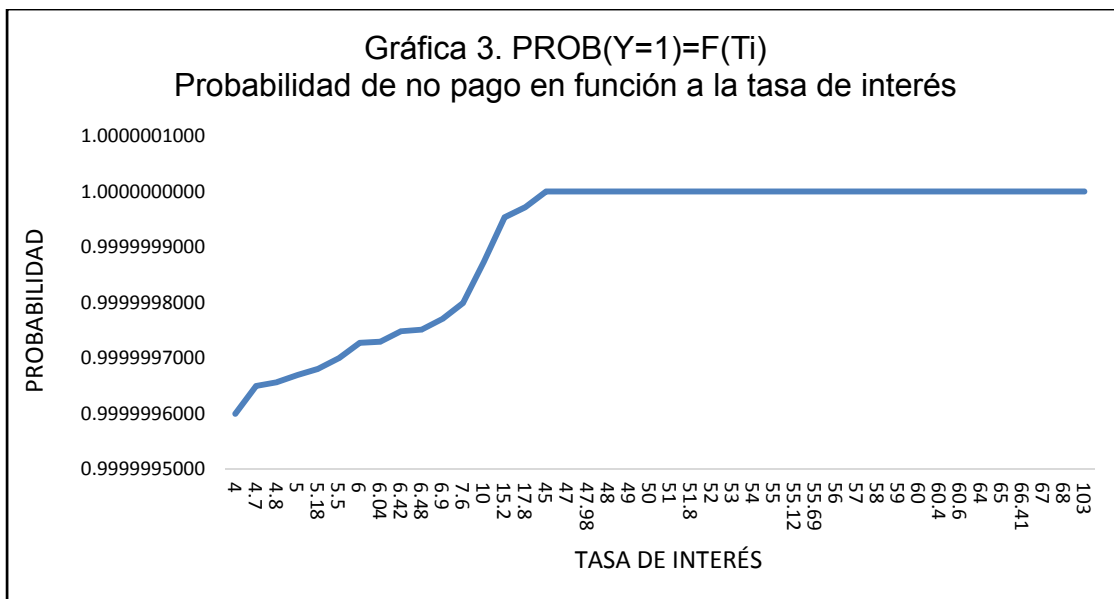
Fuente: Elaboración propia con datos obtenidos en práctica de campo, 2011-2014.

En la gráfica 1 se muestran las probabilidades del no pago de un microcrédito en función de las edades de los USMF. El análisis de estas variables tal y como lo muestra la gráfica indican que cuanto más jóvenes (de 18 a 28 años) muestran la probabilidad más alta de no cumplir con la obligación de liquidar su deuda. Mientras que aquellos usuarios con edades superiores a 35 años la probabilidad de que no paguen es mínima, lo que influye es el perfil del cliente; la cultura y el nivel de responsabilidad para que este segmento de población sea catalogado como buen pagador.



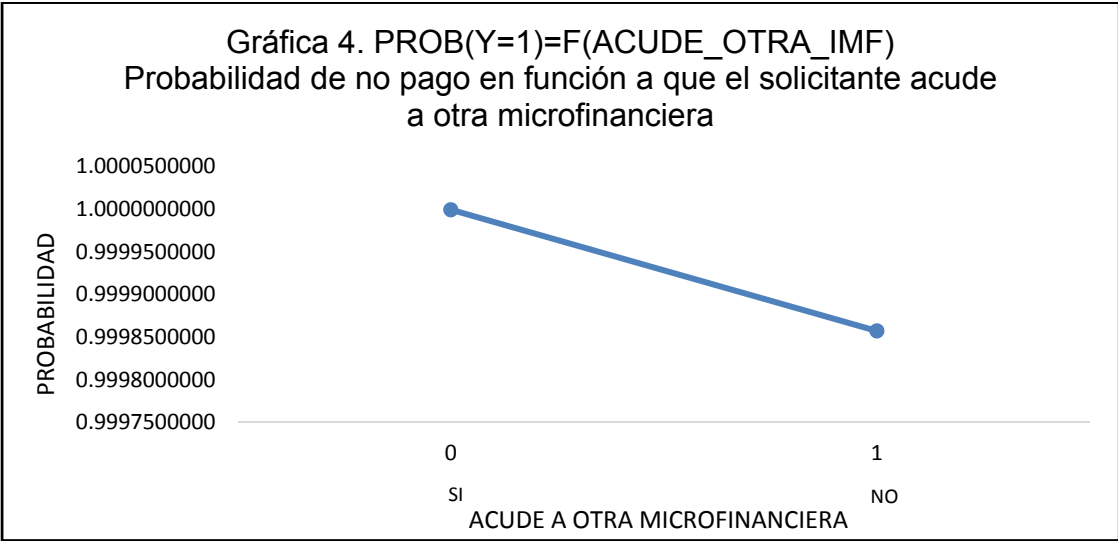
Fuente: Elaboración propia con datos obtenidos en práctica de campo, 2011-2014.

Haciendo referencia a la gráfica 2 se puede visualizar que el nivel de estudios que poseen los USMF es un factor que influye en el aumento o disminución del riesgo de no pago; tal y como lo muestra la gráfica, un usuario que solo cuenta con estudios de primaria, secundaria, técnica o incluso preparatoria tiene una mayor probabilidad de no cubrir los pagos de sus créditos, mientras que un usuario que cuenta con estudios superiores tienen un menor riesgo de incumplir en la liquidación de su préstamo.



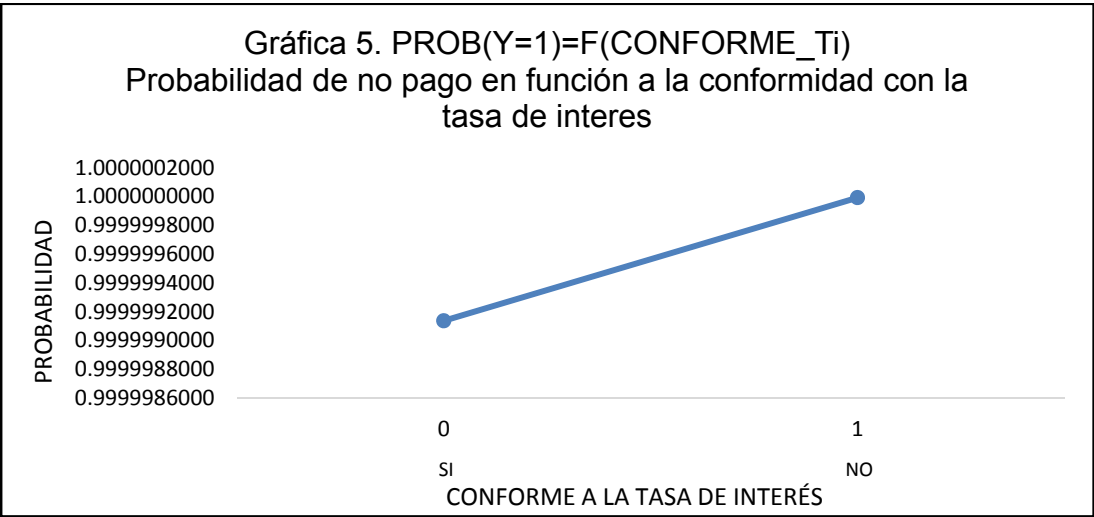
Fuente: Elaboración propia con datos obtenidos en práctica de campo, 2011-2014.

En la Gráfica 3 se analiza la tasa de interés como un factor que influye directamente en el aumento o disminución de la morosidad en el ámbito de los microcréditos. Bajo este contexto la gráfica nos revela que si la tasa de interés se eleva, los riesgos en el incumplimiento de pago muestran la misma tendencia, mientras que si esta disminuye el riesgo también lo hace.



Fuente: Elaboración propia con datos obtenidos en práctica de campo, 2011-2014.

En la gráfica 4 se aprecia que si los USMF tienen un préstamo en más de una IMF la probabilidad del riesgo de no pago es mayor, debido a que los usuarios adquieren más deudas, y dadas sus características no poseen la capacidad de cubrirlas.



Fuente: Elaboración propia con datos obtenidos en práctica de campo, 2011-2014.

La probabilidad de no pago aumenta en una IMF cuando los usuarios muestran un grado de inconformidad con los niveles de tasas de interés pagadas, así como lo muestra la gráfica 5. Dicho descontento se presenta cuando las tasas son altas y los USMF se muestran renuentes a pagar altos costes por un préstamo. Los resultados del modelo refleja que cuanto más bajas sean las tasas, menor será el riesgo del no pago resultado consistente con lo que se observó en la gráfica 3.

A continuación se muestran casos específicos dentro de los cuales se retoma el cálculo de la probabilidad parcial, es decir únicamente considerando la variable dependiente con uno de los posibles casos de la variable independiente. Por lo que se demuestra una vez más lo expresado en las gráficas anteriores;

$$P(NO PAGA) = F(EDAD (56)) = \frac{EXP(-9.502)}{1 + EXP(-9.502)} = 0.000076$$

$$P(NO PAGA) = F(NIVEL_ESTUDIO(4)) = \frac{EXP(1.834)}{1 + EXP(1.834)} = 0.862268$$

$$P(NO PAGA) = F(Ti(7.6)) = \frac{EXP(15.4212)}{1 + EXP(15.4212)} = 0.999999$$

$$P(NO PAGA) = F(ACUDE_OTRA_MF(1)) = \frac{EXP(8.852)}{1 + EXP(8.852)} = 0.999857$$

$$P(NO PAGA) = F(CONFORME_Ti(0)) = \frac{EXP(13.962)}{1 + EXP(13.962)} = 0.999999$$

4.5.5.3 Cálculo y análisis de probabilidades conjuntas del riesgo de no pago

Tabla 18. Valores de β en la ecuación

Variabes	β
EDAD	-.419
NIVEL_MAX_EST	-3.032
TI_MENSUAL	.192
MAS_IMF(1)	-5.110
CONF_TI(1)	4.560
Constante	13.962

Fuente: Elaboración propia con datos obtenidos en práctica de campo, 2011-2014.

En la tabla 18 se muestran los valores de β de las variables que se encuentran en la ecuación del modelo, estos valores se sustituyen en la fórmula para el cálculo de las probabilidades conjuntas. A continuación se realiza el cálculo de las probabilidades conjuntas en diferentes escenarios, así como su respectiva interpretación.

- ESCENARIO PESIMISTA

$$P(Y = 1) = \frac{e^{\alpha + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_k X_k}}{1 + e^{\alpha + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_k X_k}} = \frac{2.28E + 13}{2.28E + 13} = \mathbf{1} \quad (\mathbf{100\%})$$

Dentro de este escenario, llamado pesimista, se analiza la probabilidad que existe si el USMF tiene 18 años, sin estudios, pagando una tasa de interés del 103 por ciento, con la cual no está de acuerdo y además acude a otra MF, representando así un riesgo inminente para Compartamos Banco, dado que tiene una probabilidad de no pago del 100 por ciento.

De igual modo se aprecian dos escenarios intermedios o estándar, dentro de los cuales tienen características semejantes, pero de los cuales se puede observar la disparidad que existe si solo cambian dos variables. Esto se especifica a continuación:

- ESCENARIO ESTÁNDAR 1

$$P(Y = 1) = \frac{e^{\alpha + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_k X_k}}{1 + e^{\alpha + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_k X_k}} = \frac{0.054162}{1.054162} = \mathbf{0.051379} \quad (\mathbf{5.14\%})$$

Se aprecia el escenario intermedio o estándar número uno, dentro del cual se considera a un USMF con 37 años de edad, estudios de secundaria, pagando con conformidad una Ti del 51 por ciento y sin deudas en otra IMF, obteniendo así una probabilidad de riesgo de no pago del 5.14 por ciento.

- ESCENARIO ESTÁNDAR 2

$$P(Y = 1) = \frac{e^{\alpha + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_k X_k}}{1 + e^{\alpha + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_k X_k}} = \frac{857.873372}{858.873372} = \mathbf{0.998836} \quad (\mathbf{99.88\%})$$

De la misma manera que el primer caso estándar, el segundo caso estándar cuenta con las mismas condiciones en edad, nivel de estudios y porcentaje de tasa de interés, pero no estando conforme con esta y que además acude a otra MF, por lo tanto, se convierte en un cliente moroso con un 99.88 por ciento.

- MEJOR ESCENARIO

$$P(Y = 1) = \frac{e^{\alpha + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_k X_k}}{1 + e^{\alpha + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_k X_k}} = \frac{6.55E - 15}{1.00E + 00} = \mathbf{0} \quad (\mathbf{0.00\%})$$

En última instancia podemos observar el mejor escenario que representaría un modelo ideal para obtener bajos niveles de morosidad, dentro de este modelo con un 0 por ciento de probabilidad de no pago, existe un cliente con 72 años de edad, con estudios universitarios, que paga de conformidad una tasa de interés de 4 por ciento y que no tiene deuda simultánea con otra MF.

5.6 Propuestas de solución para disminuir el riesgo de no pago en IMF

Este trabajo ha dejado al descubierto una serie de verdades que podrían juzgarse como evidentes, lo cierto es que debe reconocerse las limitaciones en dichos análisis que impactan de manera importante en el desarrollo y credibilidad de las IMF en el mercado del microcrédito. Particularmente, el uso del Scoring estadístico para determinar el riesgo de los clientes aún no ha logrado una trascendencia en el área de las microfinanzas, por ello con el resultado de este análisis se presenta una serie de las recomendaciones y observaciones que se enumeran a continuación:

- Es necesario sistematizar la gran cantidad de bases de datos y desarrollar la cultura del manejo de técnicas estadísticas que sean capaces de ofrecer información que permita cuantificar el riesgo de cada operación, esto supone un reto para las instituciones bancarias, especialmente para las entidades de microfinanzas ubicadas en regiones rurales.
- En microfinanzas la información debe ser abordada de una manera distinta a la habitual debido a las limitaciones de las bases de datos y al proceso de elaboración de un sistema de medición del riesgo de microcrédito. Además estas no solo adaptan sistemas de cálculo de consumo de capital, sino también se deben modificar los sistemas de *reporting* (informes financieros) y el análisis de la información.
- Se hace necesario el empleo de métodos estadísticos de mayor precisión para la estimación de la probabilidad de insolvencia, estimaciones fundamentales para calcular el requerimiento de capital, la pérdida esperada y la pérdida inesperada, aspectos claves para establecer la política de tasas de interés, la rentabilidad y supervivencia de una institución dedicada a las microfinanzas.

- Para la construcción de modelos de Credit Scoring se recomienda auxiliarse de la regresión logística como principal herramienta; sin embargo, también es posible explorar nuevas herramientas estadísticas, tales como la técnica de árboles de decisión, que constituye un atajo hacia la construcción de modelos paramétricos formales en cuanto reduce la cantidad de variables explicativas, así como los modelos *Logit*, *Probit* y redes Neuronales, entre otros.
- Se hace indispensable contar con el recurso humano profesional y capacitado en sistemas, estadística y econometría, para desarrollar e implantar en la institución financiera los modelos adecuados de estimación de insolvencia.
- Emplear el *Credit Scoring* permitirá despejar una serie de preguntas tales como; ¿Qué tipo de cliente le conviene poseer?, ¿cuál es el límite de crédito que se le debe otorgar?, ¿qué tasa de interés cobrar?, ¿cómo reducir el riesgo de impago? por ello los expedientes e historiales de crédito actualizados permitirán predecir la probabilidad del no pago, con lo que se tendría un sistema efectivo de control de riesgos para dichas entidades.

CONCLUSIONES

Las principales conclusiones que se derivaron de la presente investigación son:

- Los microcréditos son un instrumento de financiamiento para las personas que no pueden acceder a estos servicios en los sistemas bancarios tradicionales; sin embargo, las instituciones microfinancieras encargadas de ofertarlos, enfrentan altos índices de morosidad debido a la metodología empleada en la selección de sus clientes.
- La investigación pretende ser un soporte a la discusión acerca del papel que cumple la calificación estadística de los candidatos a prestatarios en las microfinanzas, haciendo especial hincapié en la utilidad que los modelos *Credit Scoring*.
- En términos de la revisión de la literatura realizada sobre *Credit Scoring* en instituciones microfinancieras se pone de manifiesto la insuficiencia de trabajos en este campo de estudio, y esto se agrava cuando se trata de ejercicios aplicados en IMF rurales, por lo que es deseable realizar investigaciones con rigor estadístico, válidas y confiables que deriven propuestas viables en el área de las microfinanzas.
- En el presente estudio se ha planteado un modelo *Credit Scoring* para la cartera de clientes activos de la institución microfinanciera Compartamos Banco, ubicada en el municipio de Tenancingo, Estado de México. Aplicando la regresión logística, se ha diseñado un modelo de calificación estadística capaz de predecir correctamente 98.5 por ciento de los clientes de la cartera de esta institución, por lo que se concluye que el modelo es válido y podría aplicarse en cualquier IMF rural de México.
- El modelo de *Credit Scoring* obtenido tiene una importante utilidad para evaluar y cuantificar el riesgo de incumplimiento de las obligaciones según el perfil de los clientes. No obstante, el modelo no limita la función que realiza el analista de crédito, más bien lo complementa y fortalece, ya que se

convierte en una herramienta auxiliar en la compleja tarea de otorgar o no un crédito.

- La muestra analizada en la investigación refleja que las mujeres son el grupo de clientes que predomina con respecto a la proporción de hombres, así mismo estas resultaron ser mejores pagadoras, reafirmando así que la mayor confianza de las instituciones microfinancieras recae en este género.
- En tanto al uso de los microcréditos, el estudio refleja que es insignificante el número de créditos empleados para emprender nuevas actividades económicas, lo cual se contrapone al objetivo central de este tipo de instituciones, ya que prevalece el crédito empleado para consumo personal o pago de deudas. Los clientes que adquieren simultáneamente un préstamo en más de una institución microfinanciera son aquellos que presentan mayor riesgo en el cumplimiento de sus pagos.
- Los factores que resultaron estadísticamente significativos en el análisis son: edad del cliente, que muestra una relación positiva con la probabilidad de no pago, esto es, los clientes entre 18 y 28 años presentan un mayor riesgo de no cumplir con su deuda. Mientras que aquellos con edades superiores a 35 años, la probabilidad de ser clientes deudores es mínima. Por lo tanto, esta tiende a cero cuando la edad del cliente aumenta.
- En el caso de la variable nivel de estudios, la relación con la probabilidad de no pago es inversa. Por otra parte, aquellos clientes que declararon tener un mayor nivel de satisfacción con los servicios, atención y tasas de interés de la institución fueron los que cubrieron su deuda en tiempo y forma.
- Para este estudio, el rango de tasas de interés que el cliente paga va de 4 a 103 por ciento, el modelo proporciona resultados que definen consistentemente que cuanto más bajas sean las tasas de interés, existe una menor probabilidad de no pago. En el rango que va de 4 al 20 por ciento se presentan menores probabilidades de incumplimiento, mientras que con

tasas de interés superiores al 50 por ciento los clientes presentan una alta renuencia a pagar los altos costes del crédito.

- La evaluación de la bondad de ajuste de los modelos se realizó tomando en cuenta los valores observados en la función de verosimilitud, así como también a través de las pruebas de significación Chi-Cuadrado, R cuadrado de Cox y Snell y de Nagelkerke, Hosmer y Lemeshow y de las Tablas de clasificación. Arrojando así, un buen ajuste del modelo lo que reafirma el grado de eficiencia de las predicciones de este.
- Este trabajo deja un campo abierto a futuras líneas de investigación sobre el riesgo de crédito en las entidades de microfinanzas. Los resultados de los modelos de Credit Scoring pueden ser empleados en el negocio de las IMF bajo los parámetros recogidos en la normativa bancaria vigente de Basilea.
- La toma de decisiones con información completa, veraz y confiable disminuye el riesgo de no pago de los clientes en una microfinanciera al otorgar un microcrédito, fundamentalmente atendiendo los factores que resultaron significativos en el presente modelo de Credit Scoring, lo que permite dar por aceptada la hipótesis planteada en el presente trabajo.
- El modelo *Credit Scoring* construido presenta confiabilidad por lo que proporciona información probabilísticamente correcta para que la institución acepte o rechace la solicitud de un crédito a un cliente; sin embargo, dicha información es solo una sugerencia ya que la decisión final de otorgar o no un crédito es del personal de la institución.

.REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Armendáriz, B. y Morduch, J. (2011). *Economía de las microfinanzas*. México: Fondo de Cultura Económica, Centro de Investigación y Docencia Económicas, A. C.

Cea, M. (2004). *Análisis multivariable. Teoría y práctica en la investigación social*. (2^{da} ed.). España: Síntesis.

Deschamps, A. (2004). *Métodos cuantitativos para los procesos de inferencia estadística no paramétrica y muestreo*. México: Universidad Anáhuac del Sur.

Lara, A. (2005). *Medición y control de riesgos financieros: incluye riesgo de mercado y de crédito*. (3^o ed.). México: Limusa.

Montgomery D., Peck E., y Vining, G. (2011). *Introducción al análisis de Regresión Lineal*. (1^a ed.). México: Patria.

Silva, A. (2004). La propuesta gubernamental a la falta de acceso a los servicios financieros en México. *Comercio exterior*. (54) 7, 575-582.

Valdez, P. e Hidalgo, N. (2004). Las microfinanzas y la provisión de servicios financieros en México. *Comercio exterior*. (54) 7, 598-604.

Villegas Y Ortega (2009). *Sistema financiero de México*. (2^{da} ed.). México: McGraw Hill.

Westley, G. y Branch, B. (2000). *Dinero Seguro: Desarrollo de cooperativas de ahorro y créditos eficaces en America Latina*. Estados Unidos de America: Banco Interamericano de Desarrollo.

REFERENCIAS ELECTRÓNICAS

ACCION International (2015) Recuperado el 18 de Febrero de 2015, de <https://www.accion.org/es>

Andrade, M. y Muñoz, M. (2006, septiembre-diciembre). Morosidad: Microfinancieras vs. Bancos. *Aportes*. (11) 33, 145-154. Recuperado el 23 de Septiembre de 2014, de <http://www.redalyc.org/pdf/376/37603310.pdf>

Apoyo económico (2015) Recuperado el 18 de Febrero de 2015, de <https://www.apoyoeconomico.com.mx/?>

Banco Procredit (2015). Recuperado el 19 de Febrero de 2015, de <https://www.bancoprocredit.com.co/quienes-somos/historia.aspx>

Botero L. (2007). *Scoring en la industria de la microfinanzas*. 20pp. Recuperado el 5 de mayo de 2015, de http://siteresources.worldbank.org/FSLP/Resources/LilianaBotero_CreditScoring.pdf

Bravo, F. y Pinto, C. (2008). *Modelos predictivos de la probabilidad de insolvencia en empresas chilenas*. Contaduría Universidad de Antioquia. 53, 13-52. Recuperado el 14 de Septiembre de 2014, de <http://aprendeonline.udea.edu.co/revistas/index.php/cont/article/view/2175/1766>

Cabrera, A. M. (2014). *Diseño de credit scoring para evaluar el riesgo crediticio en una entidad de ahorro y crédito popular*. Tesis de maestría. Universidad Tecnológica de la Mixteca. 123pp. Recuperado el día 5 de Noviembre de 2014, de http://jupiter.utm.mx/~tesis_dig/12221.pdf

Caja Libertad (2013). Recuperado el 19 de febrero de 2015, de <https://www.libertad.com.mx/web/banca/historia>

Caja Popular Mexicana (2013). Recuperado el 19 de Febrero de 2015, de <http://www.cpm.coop/pdf/2013/resultados2013.pdf>

CAME (2015). Recuperado el 19 de febrero de 2015, de <http://www.came.org.mx/quienes-somos/historia-de-came/>

Centeno, A. P. (2009). *Caja libertad S. C. L.* Tesis. Universidad Tecnológica de Querétaro. 97pp. Recuperado el 19 de Febrero de 2015 de <http://www.uteg.edu.mx/tesis/comercializacion/0200000333.pdf>

Centro de Comercio Internacional (2015). Recuperado el 18 de Febrero de 2015, de <http://www.forumdecomercio.org/India-Integrar-el-sector-informal-en-la-econom%C3%ADa-globalizada/>

Coloma, P., Weber, R., Guajardo J. y Miranda J. (2006). *Modelos analíticos para el manejo del riesgo de crédito*. Trend Management (8), 44-51. Recuperado el 5 de mayo de 2015, de <http://www.dcs.uchile.cl/images/dcs/publicaciones/jmirandap/Nacional/Modelos%20Analiticos%20de%20Credit%20Scoring%20Caso%20INDAP.pdf>

Comisión Nacional Bancaria y de Valores (2014). Recuperado el 18 de Febrero de 2015, de <http://www.cnbv.gob.mx/Paginas/default.aspx>

Compartamos, Informe Anual y Sustentable (2007). Recuperado en Febrero de 2015 <http://www.compartamos.com/wps/wcm/connect/>

Compartamos, Informe Anual y Sustentable (2011). Recuperado el 18 de Febrero de 2015, de http://www.compartamos.com.mx/wps/themes/html/mango/media/CompartamosInformeWeb2012/pdfs/Compartamos_SAB_Informe_Anual_y_Sustentable_2011.pdf

Compartamos, Informe Anual y Sustentable (2012). Recuperado el 20 de Febrero de 2015, de http://www.compartamos.com.mx/wps/themes/html/mango/media/CompartamosInformeWeb2012/pdfs/informe_anual_y_sustentable_2012_Grupo_Compartamos.pdf

Cortés, F. (2008). *Las microfinanzas: caracterización e instrumentos*. CAJAMAR. 62pp. Recuperado el 6 de Abril de 2015, de

<http://www.publicacionescajamar.es/pdf/series-tematicas/banca-social/las-microfinanzas-caracterizacion-2.pdf>

Credicapital (2015). Recuperado el 20 de Febrero de 2015, de <http://www.credicapital.com/>

Dabós M. (s. f.). *Credit Scoring*. 5pp. Recuperado el 5 de mayo de 2015, de <http://www.macrosintesis.com.ar/sitio/images/Credit%20scoring.pdf>

Escalona, A. (2011). *Uso de los modelos Credit Scoring en la Microfinanzas*. Tesis de maestría. Institución de enseñanza e investigación en ciencias agrícolas, Campus Montecillo. 55pp. Recuperado el 22 de Febrero de 2015, de http://www.biblio.colpos.mx:8080/jspui/bitstream/handle/10521/414/Escalona_Cortes_A_MC_Estadistica_2011.pdf?sequence=1

Esquivel, H. (2010). *Medición del efecto de las microfinanzas en México*. Comercio exterior. (60) 1, 9-27. Recuperado el 14 de Noviembre de 2014, de http://revistas.bancomext.gob.mx/rce/magazines/134/1/09_ESQUIVEL_microfinanzas.pdf

Fernández, H. y Pérez, F. (2005, enero-junio). El modelo logístico: una herramienta estadística para evaluar el riesgo de crédito. *Revista Ingenierías Universidad de Medellín*. (4) 6, 55-75. Recuperado el 29 de Agosto de 2014, de <http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=75040605>

Financiera Independencia (2012). Recuperado el 20 de Febrero de 2015. De http://www.hrratings.com/pdf/findep_reporte_21052012.pdf.

Financiera Independencia, balance social (2006). Recuperado el 20 de Febrero de 2015, de <http://www.independencia.com.mx/images/balanceSocial2006.pdf>

Financiera Independencia, reporte anual (2011). Recuperado el 20 de Febrero de 2015, de <http://www.findep.mx/images/informacionfinanciera/es/repanuales/reporteanual2011.pdf>

Financiera Independencia, reporte anual (2013). Recuperado el 20 de Febrero de 2015, de <http://www.findep.mx/images/informacionfinanciera/es/repanuales/reporteanual2013.pdf>

FINCA International (2014). Recuperado el 20 de Febrero de 2015, de <http://www.finca.org>

FINCA International, FINCA and Microfinance: the Growth of a Movement (2015). Recuperado el 20 de Febrero de 2015, de <http://www.finca.org/who-we-are/history/>

Gomes, C. (2006). La política nacional de competitividad como estrategia de inserción internacional, formalización de la economía y generación de empleo productivo. *El reto de la informalidad y la pobreza moderada*. 53-124pp. D.F., México: FLACSO. Recuperado el 17 de Febrero de 2015, de https://books.google.com.mx/books?id=EQvqN75NuHQC&pg=PA91&lpg=PA91&dq=banco+sewa&source=bl&ots=TqjeWBdVHP&sig=B-YY9sAERm8ihSd4ZPiAxikGghQ&hl=es&sa=X&ei=JfaVKjuG4q_ggSNnoD4Dg&ved=0CEYQ6AEwBw#v=onepage&q=banco%20sewa&f=false

González, et al. (S.F.) *Microcréditos para combatir la pobreza*. Área de cooperación internacional para el desarrollo de la universidad de Valladolid. 83pp. Recuperado el 6 de abril de 2015, de <http://www.eii.uva.es/webcooperacion/doc/catedra/Microcreditos.pdf>

Grameen Bank (2015). Recuperado el 10 de Febrero de 2015, de <http://www.grameenfoundation.org/>

Gutiérrez, B. (2003). *Microcrédito y desarrollo local*. Acciones e Investigaciones Sociales. 115-128. Recuperado el 29 de Agosto de 2014, de dialnet.unirioja.es/descarga/articulo/756456.pdf

Gutiérrez, M. A. (2007). *Modelos de credit scoring – Qué, Cómo, Cuándo y Para Qué*. Gerencia de Investigación y Planificación Normativa, Subgerencia General de

Normas, Banco Central de la República Argentina (BCRA). 31pp. Recuperado el 29 de Agosto de 2014, de <http://www.bcra.gov.ar/pdfs/invest/CreditScoring.pdf>

Imperial, R. (s.f.). *Consolidación y Transformación de la Caja Popular Mexicana*. 3pp. Recuperado el 22 de Febrero de 2015, de <http://soporte.sagarpa.gob.mx:9090/SAG-FIRCO/DownloadSrv?nombre=Cajaspopulares.pdf>

Jhabvala, R. y Sinha, S. (2006). *La protección social de las trabajadoras de la economía informal*. Protección social y trabajo decente - Nuevas perspectivas para las normas internacionales de trabajo (pp. 59-74). La ley. Recuperado el 18 de Febrero de 2015, de <https://books.google.com.mx/books?id=Q0jagoH0JqsC&pg=PA73&lpg=PA73&dq=banco+sewa&source=bl&ots=US7gSfF0xn&sig=DO5hFYUZ5rZB8ZEhT7QI-VnAxSA&hl=es&sa=X&ei=5pvZVO7vL9H7gwSEvoCICg&sqi=2&ved=0CEIQ6AEwBg#v=onepage&q=banco%20sewa&f=false>

Lara, J. (2010). *La gestión del riesgo del crédito en las instituciones de microfinanzas*. Tesis doctoral. Universidad de Granada. 575pp. Recuperado el día 8 de Noviembre de 2014, de <http://hera.ugr.es/tesisugr/18892656.pdf>

Lara, J., Rodríguez, M. P. y Rayo, S. (2011, julio). Un caso empírico en la evaluación del riesgo de crédito de una institución de microfinanzas peruana. *Contabilidad y Negocios*. (6) 11, 21-30. Recuperado el 1 de Noviembre de 2014, de <http://www.redalyc.org/pdf/2816/281622820003.pdf>

Marbán, R. (2005). *El crédito en el seno del Grameen Bank*. Boletín Económico ICE. 13-24. Recuperado el 10 de Febrero de 2015, de http://www.revistasice.com/CachePDF/BICE_2851_13-24_1F1881FD91DA983332F718C1CBB1DAC6.pdf

Marbán, R. (2007). Origen Caracterización y evolución del sistema de microcréditos desarrollado por el Grameen Bank en Bangladesh. *Revista de economía mundial*.

16, 107-126. Recuperado el 10 de Febrero de 2015, de <http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=86601605>

Marulanda, C. y DAI México (2011). *Estudio Microfinanzas en México*. 76pp. Recuperado en Noviembre de 2014, de <http://idbdocs.iadb.org/wsdocs/getDocument.aspx?DOCNUM=36451542>

Opportunity International (2014). Recuperado el 10 de Febrero de 2015, de <http://opportunity.org/>

Pérez, A., Kizys, R. y Manzanedo, L. (s. f.). *Regresión logística binaria*. 17pp. Recuperado el 29 de Agosto de 2014, de http://www.uoc.edu/in3/emath/docs/T10_Reg_Logistica.pdf

ProDesarrollo (2010). Recuperado el 25 de febrero de 2015, de <http://www.prodesarrollo.org/node/115>

Rayo S., Lara, J. y Camino, D. (2010). Un modelo de Credit Scoring para instituciones de microfinanzas en el marco de Basilea II. *Journal of Economics, Finance and Administrative Science*. (15) 28, 90-124. Recuperado el 23 de Septiembre de 2014, de <http://www.esan.edu.pe/publicaciones/2010/06/02/05.pdf>

Rayo, C. S (s.f.). *Diseño de un sistema Credit Scoring para entidades de microfinanzas*. Universidad de Granada-España. 61pp. Recuperado el 22 de Febrero de 2015, de http://www.sbs.gob.pe/repositorioaps/0/0/jer/pres_doc_basilea/I_MODELO_DE_CREDIT_SCORING_EN_IMFs.pdf

Rodríguez, M. (2010). *El microcrédito, una mirada hacia el concepto y su desarrollo en Colombia*. Tesis de maestría. Universidad Nacional de Colombia. 62pp. Recuperado el 6 de Abril de 2015, de http://www.bdigital.unal.edu.co/2133/1/Tesis_Maria_Demelza_Rodriguez.pdf

Schreiner, M. (2002). *Ventajas y Desventajas del Scoring Estadístico para las Microfinanzas*. 40pp. Recuperado el 14 de Septiembre de 2014, de

http://www.microfinance.com/Castellano/Documentos/Scoring_Ventajas_Desventajas.pdf

Self Employed Women's Association - SEWA (2015). Recuperado el 22 de Febrero de 2015, de <http://www.sewa.org/>

Servicios financieros Comunitarios - FINCOMUN (2015). Recuperado el 22 de Febrero de 2015, de <http://www.fincomun.com.mx/principal/index.html>

Soluciones financieras SOFOM (2015). Recuperado el 23 de Febrero de 2015, de <http://www.sfsofom.com/>

Tarantino, L. (2003). *Gestión de riesgo para instituciones de microfinanzas*. Banyan global. 21pp. Recuperado el 23 de Septiembre de 2014, de http://www.banyanglobal.com/pdf/micro_2004.05_riskmanage_span.pdf