



UNIVERSIDAD DE LA REPÚBLICA

Facultad de Ciencias Económicas y de Administración

Tesis para la obtención del título de Licenciado en Economía,
plan 1990

**CREDIT SCORING: EVALUACION DEL RIESGO CREDITICIO DE LA
CARTERA DE MICROCREDITOS DE UNA INSTITUCION FINANCIERA
EN URUGUAY**

Autoras:

María Alejandra Arenas Díaz

Paula Boccardi Rodriguez

Alejandra Piñeyrúa Ibáñez

Tutor:

Juan José Goyeneche

Montevideo-Uruguay

Mayo 2012

PÁGINA DE APROBACIÓN

FACULTAD DE CIENCIAS ECONÓMICAS Y DE ADMINISTRACIÓN

El tribunal docente integrado por los abajo firmantes aprueba el Trabajo de Investigación:

Título

.....
.....

Autoras

María Alejandra Arenas Díaz
Paula Boccardi Rodriguez
Alejandra Piñeyrúa Ibáñez

Tutor

Juan José Goyeneche

Carrera

Licenciatura en Economía

Calificación:

.....

Tribunal

Profesor.....

(Nombre y firma).

Profesor.....

(Nombre y firma)

Profesor.....

(Nombre y firma)

Fecha:

RESUMEN

Las microfinanzas se constituyen como una alternativa de acceso al financiamiento para las microempresas, que se encuentran excluidas del sistema bancario tradicional. La metodología utilizada para evaluar el riesgo de crédito, intensiva en capital humano, trae aparejado altos costos operativos para el sector y la necesidad de que la regulación tenga en cuenta las especificidades del mismo.

El uso de técnicas estadísticas de *credit scoring* permite estimar la probabilidad de incumplimiento de solicitantes de crédito así como contribuir a diseñar políticas crediticias acordes al nivel de riesgo que puede asumir la institución financiera. Con el fin de contribuir a la discusión acerca de si estos modelos son útiles para el sector microfinanciero, se ha confeccionado un modelo de *credit scoring* para predecir el riesgo crediticio de la cartera de microcréditos de una institución financiera en Uruguay, utilizando de forma complementaria la técnica estadística de árboles de decisión y un modelo de regresión logística.

La aplicación de una regla de decisión basada en el modelo *logit* seleccionado podría ser útil para la institución a la hora de detectar créditos “buenos”, aunque no se podrán descartar aquellos créditos que el modelo prediga como “malos”, los que deberán ser analizados por el oficial de crédito. De esta manera, el *scoring* crediticio se constituye en una herramienta complementaria y no sustituta del análisis que realiza el oficial de crédito.

Palabras clave: microfinanzas, riesgo crediticio, *credit scoring*, oficial de crédito, árbol de decisión, regresión logística

Agradecimientos

A nuestras familias, amigos, compañeros de estudio y de trabajo por su apoyo incondicional.

A Álvaro por sus invalorable comentarios.

A nuestro tutor Juanjo por sus valiosos aportes y su buena disposición.

TABLA DE CONTENIDOS

CAPITULO 1. INTRODUCCION	1
CAPITULO 2. MARCO TEORICO Y ANTECEDENTES	5
I. MARCO TEORICO	5
1. EL RIESGO CREDITICIO Y LAS CARACTERÍSTICAS PARTICULARES DE LOS MERCADOS FINANCIEROS.....	5
1.1. RIESGO CREDITICIO.....	5
1.2. CARACTERÍSTICAS PARTICULARES DE LOS MERCADOS FINANCIEROS: LAS ASIMETRÍAS DE INFORMACIÓN.....	5
1.3. LAS ASIMETRÍAS DE INFORMACIÓN Y EL RACIONAMIENTO DEL CRÉDITO EN EL CASO DE LAS MICROEMPRESAS.....	9
2. LAS MICROFINANZAS COMO UNA ALTERNATIVA DE ACCESO A SERVICIOS FINANCIEROS Y NO FINANCIEROS PARA LOS SECTORES EXCLUIDOS.	10
2.1. ¿QUÉ SON LAS MICROFINANZAS?.....	10
2.2. EL ORIGEN DE LAS MICROFINANZAS A NIVEL INTERNACIONAL Y EN AMÉRICA LATINA.....	11
2.3. EL SECTOR MICROFINANCIERO EN URUGUAY.....	14
3. CONSIDERACIONES PARA UNA ADECUADA REGULACIÓN Y SUPERVISIÓN DE LAS MICROFINANZAS.....	17
3.1. LAS RECOMENDACIONES DE BASILEA II Y SU APLICACIÓN A LAS MICROFINANZAS.....	17
3.2. OTRAS CONSIDERACIONES.....	20
4. POLÍTICAS DE RIESGO DE CRÉDITO EN LAS INSTITUCIONES FINANCIERAS.....	23
4.1. EL MÉTODO SUBJETIVO DEL ANÁLISIS CREDITICIO: LAS 5C PARA LA BANCA TRADICIONAL Y PARA LAS INSTITUCIONES MICROFINANCIERAS.	24
4.2. LA EVALUACIÓN DEL RIESGO DE CRÉDITO A TRAVÉS DE MÉTODOS ESTADÍSTICOS: LA TÉCNICA DE CREDIT SCORING.....	30

II. ANTECEDENTES	36
1. BANCOESTADO MICROCRÉDITOS: LECCIONES DE UN MODELO EXITOSO” (CHRISTIAN LARRAÍN, 2007).....	36
2. “UN MODELO DE CALIFICACIÓN DEL RIESGO DE MOROSIDAD PARA LOS CRÉDITOS DE UNA ORGANIZACIÓN DE MICROFINANZAS EN BOLIVIA” (SCHREINER, 2000).	38
CAPITULO 3. METODOLOGIA Y BASE DE DATOS	42
I. TECNICAS ESTADISTICAS PARA EL CREDIT SCORING	42
1. ÁRBOLES DE DECISIÓN	43
2. MODELOS LOGIT Y PROBIT.....	47
II. DESCRIPCIÓN Y ANÁLISIS DE LA MUESTRA.....	51
1. METODOLOGÍA DE LA BASE.	51
2. ANÁLISIS DE LA VARIABLE DEPENDIENTE.....	53
3. ANÁLISIS DE LAS VARIABLES EXPLICATIVAS Y RESULTADOS ESPERADOS.....	54
CAPITULO 4. MODELOS DESARROLLADOS.....	62
1. ÁRBOLES DE DECISIÓN.	62
2. TRANSFORMACIÓN DE LAS VARIABLES EXPLICATIVAS A INCLUIR EN LA REGRESIÓN LOGÍSTICA.....	66
3. DESARROLLO DEL MODELO LOGÍSTICO.	68
3.1. MODELOS CANDIDATOS.	70
3.2. INTERPRETACIÓN DE LOS COEFICIENTES.	71
CAPITULO 5. ANALISIS DE LA BONDAD DE AJUSTE.....	75
1. ESTADÍSTICOS TRADICIONALES.....	75
2. CURVA ROC.....	76
3. TABLAS DE CLASIFICACIÓN.	77
4. MODELO SELECCIONADO.	81

CAPITULO 6. CONCLUSIONES	82
REFERENCIAS BIBLIOGRAFICAS.....	86
ANEXO	89
ANEXO I - OTRAS TÉCNICAS DE CREDIT SCORING	89
ANEXO II - GRÁFICO DE CORRELACIÓN.....	92
ANEXO III. SALIDAS Y RESULTADOS (SPSS).....	92

CAPITULO 1. INTRODUCCION

La existencia de asimetrías de información inherente a los mercados financieros puede tener como consecuencia un racionamiento del crédito que resulta ser más acentuado en el caso de las empresas de menor tamaño, debido a que las mismas no cumplen con los requisitos que las instituciones financieras exigen para que califiquen como sujetos de crédito. De este modo, las microfinanzas se constituyen como una opción alternativa para el microempresario en la medida que la evaluación del riesgo de crédito se realiza de manera no tradicional, contemplando las particularidades y debilidades de este sector que enfrenta una grave restricción al acceso de servicios financieros adecuados.

Con el fin de reducir la selección adversa y el riesgo moral, las instituciones intentan caracterizar de modo más objetivo el perfil de sus clientes y discriminar entre “buenos” y “malos” prestatarios. En este contexto, el uso de técnicas estadísticas de *credit scoring* permite estimar la probabilidad de incumplimiento de solicitantes de crédito así como contribuir a diseñar políticas crediticias acordes al nivel de riesgo que puede asumir la institución financiera.

Si bien las áreas de mayor aplicación de *credit scoring* han sido las tarjetas de crédito y los créditos al consumo, debido fundamentalmente a la masividad de ambos productos, existe una vasta discusión acerca de si

estos modelos son útiles en la evaluación del riesgo crediticio para el sector de pymes y en particular para las microfinanzas. La cuestión es si los métodos estadísticos son compatibles con la metodología microfinanciera pues, si bien es de esperar que no se sustituya la evaluación de un oficial de crédito, existen algunas características mensurables, las que modelizadas contribuyen a predecir la voluntad y la capacidad de pago.

El presente estudio pretende contribuir a esta discusión teniendo como principal motivación la confección de un *credit scoring* para predecir el riesgo de crédito de la cartera de microcréditos de una institución financiera en Uruguay. Para ello se utilizaron de forma complementaria la técnica estadística de árboles de decisión y un modelo de regresión logística. La hipótesis orientadora de este trabajo es que la aplicación de técnicas de *credit scoring* es útil para discriminar entre “buenos” y “malos” créditos otorgados bajo la metodología de las microfinanzas.

El antecedente más relevante en materia de *credit scoring* para microfinanzas lo constituye la investigación realizada por Schreiner (2002) para una institución microfinanciera en Bolivia, en la cual se busca determinar si la aplicación de herramientas estadísticas puede resultar tan útil como lo es en el crédito al consumo. Según el autor, el modelo es beneficioso pues resalta características de los individuos que influyen en el riesgo si bien no son tan poderosos como los utilizados para el sector

de tarjetas de crédito, por lo que se concluye que el mejor uso del modelo es que opere como un filtro para los créditos que pasaron una evaluación primaria pero siguen teniendo un alto riesgo estimado, y por lo tanto, necesitan ser estudiados con más detalle.

En el Capítulo 2 se comentan los principales aspectos teóricos que fundamentan la importancia que tienen las características particulares de los mercados financieros a la hora de estimar correctamente el riesgo crediticio. Asimismo, se presenta a las microfinanzas como una alternativa de acceso a servicios financieros para los sectores que, dadas las consecuencias que se derivan de las asimetrías de información, se enfrentan a un racionamiento del crédito. En tal sentido, se analizan las particularidades que presenta la metodología microfinanciera de medición del riesgo frente a la banca tradicional, así como las mejores prácticas regulatorias en la materia y los problemas que enfrenta el sector en nuestro país. Además se define la herramienta de *credit scoring* y se discute acerca de las ventajas y desventajas que poseen las técnicas estadísticas para la evaluación del riesgo en microfinanzas. Finalmente, se describen las principales conclusiones de trabajos que se perciben como importantes antecedentes en materia de *credit scoring* para instituciones de microfinanzas en América Latina.

En el Capítulo 3 se presentan las técnicas de árboles de decisión y regresión logística, se describe la muestra, las variables analizadas y se

especifican los resultados esperados. En el Capítulo 4 se presentan los modelos desarrollados a través de las técnicas anteriormente mencionadas mientras que el Capítulo 5 se enfoca al análisis de la bondad de ajuste y a la selección del modelo final.

Finalmente se presentan las conclusiones de la investigación.

CAPITULO 2. MARCO TEORICO Y ANTECEDENTES

I. MARCO TEORICO

1. EL RIESGO CREDITICIO Y LAS CARACTERÍSTICAS PARTICULARES DE LOS MERCADOS FINANCIEROS.

1.1. RIESGO CREDITICIO.

El Riesgo es la posibilidad de que se produzca un acontecimiento que genere pérdidas materiales en el resultado de las operaciones y actividades que desarrollan las instituciones.

Las entidades financieras están expuestas a diversos riesgos, entre ellos el riesgo crediticio, que consiste en la posibilidad de que los prestatarios no puedan o no quieran hacer frente a las obligaciones contraídas en tiempo y forma. Dado que la cartera de créditos es el principal generador de ingresos de una institución financiera, una alta incobrabilidad de los créditos puede generar un elevado costo para dicha institución.

1.2. CARACTERÍSTICAS PARTICULARES DE LOS MERCADOS FINANCIEROS: LAS ASIMETRÍAS DE INFORMACIÓN.

“Una relación de agencia se define como un contrato en el cual una o más personas (el/los principales) contratan a otra persona (el agente) para que lleve a cabo algún servicio en su nombre lo que implica delegar alguna

autoridad de decisión al agente” (Jensen y Meckling, 1976, p.5, traducción propia). Si se supone que tanto el agente como el principal maximizan utilidades, los intereses de ambos podrían no estar alineados y por esta razón el agente no siempre actuará de acuerdo a los intereses del principal. Con el fin de alinear los incentivos del agente, el principal deberá incurrir en costos de compensación y monitoreo.

Si bien podemos encontrar en la actividad financiera varias relaciones de agencia, la que nos ocupa en particular es la que existe entre el prestamista como principal y los prestatarios en el rol de agentes.

Las fallas del funcionamiento de los mercados financieros están asociadas a los problemas de información inherentes a la propia naturaleza de las transacciones financieras. La relación entre principal y agente en estos mercados se caracteriza por la presencia de información asimétrica desde el momento que los tomadores de crédito poseen más información que los oferentes sobre las características del negocio.

Para ilustrar el problema de selección adversa ocasionado por la existencia de información asimétrica y las consecuencias que su presencia genera, Akerlof analiza el mercado de los autos usados. Supone que hay autos nuevos y usados y autos buenos y de mala calidad o *lemons*. Quien compra un auto nuevo no sabe si será bueno o malo pero con el tiempo se forma una mejor idea de la calidad de su vehículo desarrollándose así una asimetría de información, ya que ahora los

vendedores están más informados que los compradores sobre la calidad de los autos que están ofreciendo. Pero el precio al que se venden los autos buenos y los malos es el mismo, ya que los compradores no pueden distinguir un tipo del otro, entonces los autos de peor calidad o *lemons* tienden a desplazar del mercado a los autos buenos (Akerlof, 1970). Asimismo en los mercados financieros cuando se fija la tasa de interés se considera el riesgo promedio asociado a un conjunto de préstamos de condiciones parecidas y esto trae aparejado que a personas con diferentes niveles de riesgo se les cobre una misma tasa de interés. Los menos riesgosos tendrán pocos incentivos para tomar un crédito a ese costo, ya que la tasa de interés asociada a sus proyectos es inferior. Por esta razón, la tasa de interés opera como un filtro de prestatarios pues a medida que aumenta su nivel, el riesgo de la cartera se incrementa en el mismo sentido debido a que quedan en el mercado los proyectos más riesgosos (Stiglitz y Weiss, 1981). Por lo tanto el problema de la selección adversa en el mercado de crédito implica que las instituciones no cuentan con la información suficiente que les permita discriminar a priori entre individuos con diferentes niveles de riesgo.

Por otra parte no es fácil para el prestamista obligar a la empresa a destinar el crédito que le ha sido concedido al fin al que iba destinado. El mayor costo asociado a una tasa de interés elevada reduce el rendimiento del proyecto de inversión y es por esto que los tomadores de créditos tienen incentivos para desviarse de los proyectos pactados con el

prestamista y decantar en proyectos con menor probabilidad de éxito pero con mayor rendimiento en el caso de que estos prosperen, lo que se denomina riesgo moral (Mishkin, 1990).

La existencia de selección adversa y riesgo moral puede tener como consecuencia un racionamiento del crédito. Para ilustrar este fenómeno y suponiendo inicialmente un mercado en el que existe sólo un tipo de crédito y con asimetrías de información, Stiglitz y Weiss analizan que la función de oferta de crédito de las instituciones financieras puede volverse hacia atrás cuando la tasa de interés es alta. Como consecuencia, las curvas de demanda y oferta pueden no cortarse y la demanda de crédito puede ser superior a la oferta al tipo de interés vigente. En primer lugar, una suba de la tasa de interés reduce la demanda de préstamos debido a que las empresas menos arriesgadas abandonan el mercado. El hecho de que permanezcan las más riesgosas lleva a que la política más conveniente para las entidades sea interrumpir la concesión de créditos, sin importar la tasa de interés que estén dispuestos a pagar los prestatarios. De este modo nos encontramos en presencia de un racionamiento en la oferta del crédito con equilibrio, en donde éste se determina en un nivel de exceso de demanda (Stiglitz y Weiss, 1981).

Si bien las instituciones intentan mitigar estos fallos a través de diversos instrumentos como la exigencia de garantías e introduciendo

determinadas cláusulas en los contratos, estos problemas subsisten y afectan particularmente a las micro y pequeñas empresas.

1.3. LAS ASIMETRÍAS DE INFORMACIÓN Y EL RACIONAMIENTO DEL CRÉDITO EN EL CASO DE LAS MICROEMPRESAS.

Las fallas de información afectan más a las empresas pequeñas debido fundamentalmente a cuatro razones; la falta de antecedentes suficientes (muchas veces se trata de nuevos emprendimientos), la falta de información contable para presentar ante los prestamistas, la menor cantidad de activos susceptibles de ser puestos en garantía y las deseconomías de escala en que incurren las instituciones financieras debido a lo reducido de los montos de los créditos (Bleger y Borzel, 2004).

Como consecuencia de las fallas de información las empresas se ven obligadas a autofinanciarse a través de la reinversión de recursos propios o si logran acceder a financiamiento, lo hacen (a veces) en instituciones que les proporcionan productos crediticios que no están adaptados a sus necesidades. En este sentido, las microfinanzas se constituyen como una opción alternativa para el microempresario (Entrevista Programa de Microfinanzas para el Desarrollo Productivo-APT-OPP).

2. LAS MICROFINANZAS COMO UNA ALTERNATIVA DE ACCESO A SERVICIOS FINANCIEROS Y NO FINANCIEROS PARA LOS SECTORES EXCLUIDOS.

2.1. ¿QUÉ SON LAS MICROFINANZAS?

Según la Agencia Española de Cooperación Internacional para el Desarrollo (AECID) “las microfinanzas incluyen la prestación de servicios financieros (crédito, ahorro, seguros, intermediación de pagos, transferencias, etc.) a aquellos sectores de la población que, o bien habitualmente no tienen acceso a ellos, o no satisfacen adecuadamente sus necesidades.”

En su concepción, buscan cubrir una falla de mercado en cuanto a la restricción al acceso de servicios financieros de los sectores más vulnerables de la población, que encuentran una barrera de entrada a las instituciones bancarias tradicionales por no cumplir con ciertos requisitos que se consideran indispensables. En este sentido, las microfinanzas son el conjunto de actividades orientadas a la prestación de servicios financieros y no financieros - pues también se prestan servicios de asistencia técnica, capacitación empresarial y educación financiera - para atender a la población excluida del sistema financiero tradicional.

El producto principal que se ofrece desde las instituciones microfinancieras (IMFs) es el microcrédito, aunque las microfinanzas intentan establecerse como una oferta integral de productos entre los que

se encuentran los microseguros, el microahorro, el microfactoring y microleasing.

En microfinanzas el análisis de las solicitudes de los productos financieros se realiza in situ, en el lugar donde está establecido el microempresario. A lo largo de todo el proceso de promoción, evaluación y concesión de un microcrédito, el oficial de cuenta visita tanto el negocio como el hogar del microempresario y releva datos cuantitativos y cualitativos del mismo, promoviendo una relación de confianza que es la base de esta metodología. Por lo tanto, la institución microfinanciera debe recurrir a mecanismos que conllevan mayores costos operativos para mitigar los problemas de asimetrías de información y medir el riesgo crediticio, pero permite el acceso de quienes se encuentran excluidos del sistema bancario tradicional.

2.2. EL ORIGEN DE LAS MICROFINANZAS A NIVEL INTERNACIONAL Y EN AMÉRICA LATINA.

A nivel internacional Muhammad Yunus ha dado impulso al movimiento de las microfinanzas a través del Banco Grameen (1976), comenzando su accionar con el fin de aliviar la situación de pobreza extrema de la población de Bangladesh. El modelo implementado tiene como sustento la confianza a la hora de otorgar un crédito dado que se apunta a la “solvencia moral” del prestatario y ya no a las garantías formales. Dicha

experiencia fue exportada y actualmente existen en todo el mundo redes dedicadas a las microfinanzas con una cobertura internacional.

La metodología crediticia que se utiliza en microfinanzas varía de acuerdo a la institución y al público objetivo, siendo los grupos solidarios, los bancos comunales y el crédito individual las más utilizadas a nivel mundial.

Los créditos otorgados bajo la modalidad de grupos solidarios y bancos comunales tienen la particularidad de estar respaldados por una garantía mancomunada o solidaria colectiva, es decir, todos los integrantes son responsables ante el incumplimiento de alguno de los individuos.

Por su parte, en el microcrédito individual no se exige una garantía solidaria colectiva y se recurre en general a algún codeudor o garante. En este caso, la evaluación crediticia es mucho más estricta pues generalmente los montos pactados son mayores y además el riesgo no está solidariamente atomizado. Esta metodología es la que se utiliza en la mayor parte de las instituciones microfinancieras de nuestro país.

En lo que refiere a los países latinoamericanos, las microfinanzas surgen más enfocadas al apoyo a la micro y pequeña empresa que contando con una actividad productiva, tienen una necesidad financiera insatisfecha. Sin embargo, existen diferencias según la situación particular del país de que se trate. Aquellos países pioneros, como Bolivia y Perú, tuvieron una necesidad temprana de desarrollar estos servicios de apoyo a los

microemprendedores debido a su situación de pobreza estructural y además, las características culturales de los países andinos permitieron que la metodología se aplicara de manera más ortodoxa. En cambio, países con un grado de desarrollo económico relativo superior y con una matriz cultural diferente, tales como Argentina y Uruguay, se inician en la actividad de forma más tardía.

En el sector de microfinanzas de la región conviven entidades con diversas formas jurídicas que encuentran su base fundamentalmente en dos vertientes; por un lado la de entidades financieras que surgen a partir de ONGs que profesionalizan su gestión (*upgrading*) y por otro lado, los bancos comerciales que desarrollan productos y servicios específicos para el sector de las microempresas (*downscaling*). Este proceso requiere que la institución bancaria adapte su estructura interna a la dinámica de las microfinanzas, la cual demanda un mayor nivel de flexibilidad.

Además, se encuentran dentro de la gama de instituciones microfinancieras las cooperativas de ahorro y crédito.

2.3. EL SECTOR MICROFINANCIERO EN URUGUAY.

La industria microfinanciera de nuestro país se enfoca principalmente al sector de la microempresa¹ que se encuentra excluido del sistema bancario tradicional. De acuerdo a la Encuesta Nacional a Mipymes² industriales y de servicios, el 96% de las mipymes del país declara no utilizar el crédito bancario como fuente de financiamiento (Dinapyme, 2008). Si bien no se cuenta con una estimación de la informalidad de las microempresas en Uruguay, las principales razones por las que este sector no tiene acceso a un crédito bancario se resumen en las siguientes:³

- i. No cumplen con los requisitos solicitados en términos de garantías, tales como recibos de sueldo o inmuebles en condiciones de ser hipotecados.

¹ En Uruguay, la Dirección Nacional de Artesanías, Pequeñas y Medianas Empresas (Dinapyme) del Ministerio de Industria, Energía y Minería define a la microempresa como aquellos establecimientos productivos que tienen de 1 a 4 empleados y ventas anuales de hasta 2.000.000 de UI. De acuerdo al Observatorio Pyme (Pequeñas y medianas empresas) de Dinapyme las microempresas son el 85,4% de las empresas del país.

² Micro, pequeñas y medianas empresas.

³ Programa de Microfinanzas para el Desarrollo Productivo – OPP. Dicho programa funciona desde el año 2006 en la órbita de la Oficina de Planeamiento y Presupuesto en nuestro país y constituye el principal reconocimiento de las microfinanzas como un medio para la inclusión financiera de sectores vulnerables luego de la crisis de 2002. El Programa clasifica a su público objetivo en cinco grupos meta a saber: emprendedores en situación de pobreza, microemprendedores informales, micro y pequeñas empresas formales pero con dificultades de acceso a servicios financieros, micro y pequeñas empresas orientadas a la exportación y micro y pequeñas empresas en condiciones de desarrollarse en conglomerados productivos.

ii. Informalidad. No están inscriptos o no cumplen con los aportes regulares a BPS y DGI.

iii. Precariedad de Información contable.

Desde el lado de la oferta las IMFs se pueden clasificar de acuerdo a su forma jurídica en Asociaciones Civiles sin fines de lucro (ONGs), Sociedades Anónimas (S.A) y Cooperativas de Ahorro y Crédito de Capitalización (CACs). En ningún caso estas instituciones están habilitadas a captar ahorro público aunque sí son reguladas por el Banco Central del Uruguay (BCU) en cuanto se encuentren registradas como Empresas Administradoras de Crédito (EACs).

Los organismos encargados de ejercer control sobre estas instituciones son el Ministerio de Educación y Cultura (regula las Asociaciones Civiles), la Auditoría Interna de la Nación (regula las CACs) y el BCU en el caso que a su vez la institución esté registrada como EAC. Asimismo, todas estas instituciones se encuentran bajo la órbita de la Ley 18.212 de Tasas de Interés y Usura que desde el año 2007 establece un tope de tasa de interés para las operaciones financieras discriminadas por el plazo y el destino del crédito según se trate de familias o empresas.

La cartera total del sector de microfinanzas en nuestro país es aproximadamente de USD 33 millones siendo el número de

microempresarios atendidos cercano a los 22.000.⁴ A continuación se enumeran las principales IMFs en Uruguay de acuerdo a su forma jurídica y el peso que la cartera de microcréditos tiene para la institución.

Cuadro 2.1

Institución	Forma Jurídica	Regulación BCU	Participación del negocio de MF en la Institución **
FUNDASOL	Asociación Civil	-	100%
FUCAC	CAC	EAC	15%
RMSA	S.A	EAC	84%
MICROFIN	S.A	EAC	100%
IPRU	Asociación Civil	-	74%
ACAC	CAC	EAC	5%
Otros	CACs y ONGs	-	-

** Porcentaje de cartera de microcréditos sobre la cartera total de la Institución

Fuente: Elaboración propia, en base a datos proporcionados por el Programa de Microfinanzas - APT - OPP

La heterogeneidad de las instituciones que operan en el sector de microfinanzas, la habilitación o no de dichas instituciones para captar ahorro público, la legislación para controlar la usura y los métodos no tradicionales de análisis de riesgo, con los significativos costos operativos que dicha metodología trae aparejados, se han presentado como los principales obstáculos normativos y regulatorios que han tenido que enfrentar los países en los que se desarrollaron las microfinanzas.

En el caso particular de nuestro país, en el que el sector es aún incipiente, la correcta regulación de estos factores tiene una importancia

⁴ Datos proporcionados por el Programa de Microfinanzas para el Desarrollo Productivo- APT-OPP

fundamental en cuanto determinará en gran medida la posibilidad de desarrollo de dicho sector.

3. CONSIDERACIONES PARA UNA ADECUADA REGULACIÓN Y SUPERVISIÓN DE LAS MICROFINANZAS.

3.1. LAS RECOMENDACIONES DE BASILEA II Y SU APLICACIÓN A LAS MICROFINANZAS.

La regulación y supervisión de las instituciones financieras tiene como propósitos fundamentales la protección a los consumidores, asegurar el funcionamiento eficiente de los mercados y preservar la estabilidad del sistema financiero. Si bien las primeras dos motivaciones tienen un alcance más general a todo tipo de instituciones, el cuidado de la estabilidad del sistema financiero suele estar circunscripta a la regulación prudencial, orientada a la protección de los depositantes, y por lo tanto se aplica en el caso de las instituciones habilitadas para captar ahorro.

Sería deseable que así como la regulación y supervisión de las entidades financieras tradicionales se encuentra enmarcada en estos principios básicos, la gestión en instituciones de microfinanzas también pueda circunscribirse a dichas recomendaciones de modo de generar marcos normativos acordes a la actividad.

De acuerdo a Jansson, Rosales y Westley (2003), hay tres razones fundamentales por las cuales los supervisores bancarios de América Latina deberían tener en cuenta a las microfinanzas. El primer motivo se

debe a la importancia del sector de la microempresa y su contribución en el producto y el empleo. En segundo lugar la tendencia de la industria microfinanciera en la región genera presiones para ajustar el marco regulatorio dado que, por una parte, fundaciones sin fines de lucro solicitan cada vez más la autorización para operar como intermediarios supervisados y por otra parte, las instituciones financieras reguladas enfrentan obstáculos y problemas regulatorios cuando tratan de atender a este segmento del mercado. Por último, las características excepcionales del microcrédito y de los clientes hacen necesario un abordaje del riesgo particular que debe ser contemplado en el marco regulatorio del sector y en las prácticas de supervisión (Jansson, Rosales y Westley, 2003).

Basilea II conserva el principio básico de que los bancos deben mantener un volumen de capital de un mínimo del 8% de sus activos ponderados por riesgo. Avanzando aún más, flexibiliza las posibilidades para la evaluación del capital, dando mayor reconocimiento a las calificaciones de crédito externas y otorgando la posibilidad de fundar los requerimientos de capital en calificaciones internas de riesgo; por otro lado, ofrece un marco más comprensivo de los riesgos bancarios incluyendo requerimientos de capital por riesgos operativos y de tasa de interés. Por último, se hace especial hincapié en el rol del supervisor y la transparencia de mercado (ASBA, 2010).

En lo que respecta a los requerimientos mínimos de capital, los bancos pueden elegir para estimar el riesgo crediticio entre el método estandarizado y el método IRB (Internal Ratings-Based). En cuanto al método estándar, el principal avance lo constituye la mayor discriminación de ponderaciones de riesgo de acuerdo con calificaciones de crédito externas. Por su parte, el método IRB, fundado en las calificaciones internas de riesgo (*scorings* estadísticos), se centra en los componentes que definen el riesgo de crédito; en su versión básica, se asume que la capacidad técnica del banco es suficiente para estimar internamente los valores de PD (Probability of Default).

Los bancos que deseen adoptar el método IRB deberán contar con la aprobación expresa del supervisor y cumplir con ciertos requerimientos mínimos para dar validez al cálculo de las estimaciones de los componentes de riesgo. Además, las calificaciones crediticias deben utilizarse tanto para obtener el requerimiento de capital así como para apoyar las decisiones de aprobación de los créditos, promoviéndose de esta manera la utilización de modelos de *scoring* dentro de las instituciones.

Al analizar el riesgo de las operaciones de microfinanzas existe la posibilidad de establecer requerimientos de capital más acordes. Siendo el riesgo de crédito el fundamental para la operativa microfinanciera, una adecuada supervisión deberá tener en cuenta las características propias

del microcrédito, los criterios de clasificación del riesgo y las previsiones adecuadas.

Además se establecen nuevos requerimientos de capital por riesgo operativo, entendiéndose como tal “el riesgo de pérdida directa o indirecta causada por insuficiencia o fallos en los procesos, personas y sistemas internos o acontecimientos externos” (Pancorbo, 2002, p.46).

Dado el rol preponderante del oficial de crédito en las instituciones microfinancieras y existiendo en general una baja estandarización de procesos, el riesgo operativo aparece como significativo. La introducción de requerimientos de capital por riesgo operacional generaría grandes impactos en las IMFs, en especial si este se estima de acuerdo al margen financiero de la institución.⁵

3.2. OTRAS CONSIDERACIONES.

Un marco regulatorio específico para las microfinanzas también se debe sustentar en la protección al prestatario y en mejorar la transparencia de información de modo de evitar que algunas instituciones tomen riesgos excesivos y expongan al microempresario al sobreendeudamiento.

⁵ Se supone que a mayor margen financiero, mayor el riesgo operacional y por tanto mayor requerimiento de capital. En la actividad microfinanciera dados los altos costos operativos que acarrea, las tasas de interés activas son más altas que en el sistema bancario tradicional por lo que el margen financiero podría no llegar a ser una medida acorde para el cálculo del riesgo operacional, o por lo menos podría implicar alguna sobreestimación del mismo frente a instrumentos más precisos como un registro de eventos de pérdida.

Entre los distintos países existe gran heterogeneidad en la normativa para el sector microfinanciero. En algunos países el desarrollo de la actividad ha convergido a una normativa específica para el sector mientras que en otros las IMFs se rigen por la normativa del sector financiero en general, lo que genera problemas ya que la misma no contempla las particularidades de la actividad microfinanciera.

Uno de los principales obstáculos para el desarrollo de las microfinanzas son los topes de tasa de interés. Dado que se ha definido al microcrédito como una operación con características particulares y distintivas, esta actividad debería tener su propia estadística de tasas de interés a fin de que se aprecie el impacto de los mayores costos operativos en que se incurre en este tipo de operaciones. Sin embargo, el cálculo del tope de usura en general se realiza con muestras del sistema bancario tradicional por lo que las tasas máximas que imponen las leyes de usura muchas veces constituyen una traba para el desarrollo adecuado del microcrédito.

La ley de tasas de interés y usura en Uruguay

El sector de las microfinanzas en nuestro país no escapa a esta realidad. La ley 18.212 de tasas de interés y usura fija topes a la tasa de interés aplicable a las operaciones de microcréditos utilizando, como tasa de referencia, el promedio publicado por el BCU que se calcula a partir de las operaciones de crédito informadas por las instituciones de intermediación financiera. Esta tasa de referencia no es representativa de las

operaciones de las IMF pues con la misma no se logra cubrir los altos costos operativos y de financiamiento propios de su actividad. Cabe resaltar que la metodología microfinanciera es intensiva en recursos humanos y además las IMFs en Uruguay no captan ahorro y por tanto deben financiarse a tasas más elevadas.

En el marco de la “Consultoría Nacional para el Marco Normativo para las Microfinanzas en Uruguay” realizada para el Programa de Microfinanzas en diciembre de 2010, se estimó la tasa de interés con la cual las IMFs logran ser sustentables, considerando los costos operativos, los costos de financiamiento y la prima por riesgo crediticio. La brecha entre esta tasa y el tope de usura para microcréditos menores a un año ascendía a 12,8%.

Cuadro 2.2

Descomposición Tasa Activa IMF	
(% sobre cartera bruta, \$ anual)	
Costos operativos netos	16,8%
<i>Rem. Oficiales de Crédito</i>	6,7%
<i>Rem. Administración</i>	4,3%
<i>Otros gastos operativos netos</i>	5,8%
Ingresos por servicios	-1,6%
Costos de financiamiento	19,0%
Incobrabilidad	3,0%
Tasa activa sustentable IMF	37,2%
Tasa Media (\$ < 365 días)	15,2%
Tope de Usura (\$ < 365 días)	24,4%
Brecha Tope de Usura-Tasa Sustentable IMF	37,2%

Fuente: Consultoría Nacional para un Marco Normativo para Microfinanzas, Programa de Microfinanzas - APT - OPP

Otro aspecto relevante a considerar para un adecuado funcionamiento del mercado microfinanciero es la existencia de centrales de riesgo pues las

mismas contribuyen a disminuir la asimetría de información que existe entre las instituciones microfinancieras y sus deudores.

En Uruguay no existe una central de riesgos específica para el sector de microfinanzas y además las IMFs al momento no reportan información de sus deudores a la Central de Riesgos del BCU.

En conclusión, es deseable contar con una oferta sostenible de microcréditos, lo cual requiere de IMFs que lo proporcionen de manera prudente y sostenible. Para ello la regulación financiera deberá adaptarse tomando en cuenta las particularidades del sector y deberán garantizarse las condiciones mínimas para su desarrollo.

4. POLÍTICAS DE RIESGO DE CRÉDITO EN LAS INSTITUCIONES FINANCIERAS.

Las instituciones financieras tienen políticas de crédito en las que se identifican los factores de riesgo de la cartera, se definen los criterios de elegibilidad de los clientes y si existen, se especifican los modelos estadísticos de selección de dichos clientes. Por criterios de elegibilidad, se entiende la traducción de la política de crédito a criterios concretos de análisis, que pueden ser reglas de decisión en crédito al consumo, análisis de ratios de balances en créditos a empresas y antecedentes crediticios en ambos casos. El método de calificación tradicional de solicitudes se denomina de acuerdo a la literatura financiera como el

método de las 5 C del análisis crediticio y puede ser complementado o sustituido por modelos estadísticos.

Como se ha dicho, las IMF deben implementar mecanismos diferentes a los de las instituciones financieras tradicionales a fin de mitigar los problemas ocasionados por la asimetría de información; tal es así que se llevan a cabo visitas a los microempresarios, en donde se releva la información tanto del emprendimiento como del hogar familiar, se realizan consultas a sus proveedores y clientes, entre otros.

Con el fin de compararlo con el análisis crediticio tradicional, se realiza una evaluación del método subjetivo para las Instituciones financieras tradicionales y para el caso de las microfinancieras.

4.1. EL MÉTODO SUBJETIVO DEL ANÁLISIS CREDITICIO: LAS 5C PARA LA BANCA TRADICIONAL Y PARA LAS INSTITUCIONES MICROFINANCIERAS.

A los efectos de sistematizar los principales aspectos que entran en juego en el proceso de selección de un prestatario se suele recurrir a la aplicación de las 5 C del análisis crediticio: *Character* (Voluntad de pago), *Capacity* (Capacidad de Pago), *Capital* (Patrimonio), *Collateral* (Garantías) y *Conditions* (Condiciones).

Al recorrer estos cinco factores se hablará de la forma que cada uno toma en la industria financiera tanto para empresas como para personas y su aplicación en el análisis de riesgo del microcrédito.

➤ Voluntad de Pago

En general es el primer factor que se toma en consideración para discriminar entre los candidatos a prestatarios pues lo que se busca es rechazar desde un primer momento a los que no tengan voluntad de pago.

Al no ser una variable observable objetivamente se aproxima a través de información sobre la conducta de pago del cliente y otras características personales. En cuanto al primer aspecto, se evalúan los antecedentes crediticios internos – es decir en la propia institución - y externos como por ejemplo la información obtenida en buró de créditos públicos y privados. Estos antecedentes pueden proporcionar criterios excluyentes o establecer “zonas grises” dependiendo de la aversión al riesgo de la institución. En lo que respecta a las otras características personales a considerar, se encuentran por ejemplo edad, sexo, estado civil, antecedentes laborales y referencias personales. Estos elementos tienen un rol fundamental y en función de la experiencia de la institución y/o de información estadística, permiten inferir cuanto peso tiene cada variable en la probabilidad de ser un mal sujeto de crédito.

En el caso de la metodología del microcrédito es fundamental tener en cuenta, además de las variables del análisis tradicional, otras variables cualitativas. El oficial de crédito no sólo deberá evaluar el negocio del microempresario sino también la situación familiar del mismo en cuanto ésta puede repercutir en el cumplimiento de sus obligaciones. Por esta razón la evaluación se realiza in situ, en el lugar del negocio, y además se realiza una visita al domicilio particular del microempresario.

Con respecto al negocio, se deberá determinar el sector de actividad del mismo, si es un emprendimiento familiar, si cuenta con empleados, el grado de compromiso que tiene el microempresario con su negocio, el estado que presenta el mismo, entre otras variables.

➤ Capacidad de pago

La capacidad de pago se evalúa a partir de los ingresos en el crédito a personas y en el caso de las empresas a partir de los estados contables y proyección de flujos de fondos.

La esencia del análisis a nivel de empresas es la capacidad de liberación de fondos, por lo que el analista debe contar con un conocimiento profundo del sector de actividad al que pertenece la misma con el fin de mitigar los problemas de asimetrías de información entre el empresario y el prestamista. A este nivel se suelen hacer además análisis de *stress* o sensibilidad del flujo de fondos y del entorno económico; para dicho

análisis se plantean varios escenarios posibles y se suele evaluar la capacidad de pago en el peor escenario.

Por último cabe decir que la capacidad de pago no solamente es un elemento fundamental para aprobar o rechazar el crédito sino que es decisiva para determinar el monto del mismo. Entre la institución financiera y el cliente puede haber un proceso de ajuste del monto solicitado a lo que los ingresos permiten enfrentar.

El análisis de la capacidad de pago al momento de otorgar un microcrédito es más complejo pues el oficial de crédito debe relevar el Flujo de Caja familiar y “armar” tanto el Estado de Situación Patrimonial como el Estado de Resultados ya que el sector contemplado por las microfinancieras en general no cuenta con documentación formal.

El oficial de crédito deberá relevar las ventas, la estacionalidad de las mismas, el margen bruto (ingresos por ventas menos egresos por compras). Esta información la proporciona el propio microempresario por lo que deberá ser contrastada luego con las compras que el mismo realiza tomando nota de sus condiciones de pago y frecuencia e incluso con datos de sus proveedores. Por otro lado, se relevan los gastos del negocio y los ingresos y gastos familiares. En base a los datos recogidos,

se completa el Estado de Resultados y se procede a completar los datos del Activo, Pasivo y Patrimonio de modo de conformar un balance⁶.

A partir del conjunto de información relevada, el oficial de crédito calcula algunos ratios que adquieren gran relevancia a la hora de tomar la decisión de aprobar o rechazar la solicitud de crédito. Entre los más importantes se encuentran Pasivo + Crédito/Activo, Cuota/Excedente⁷, Valor de la Garantía/Crédito.

➤ Patrimonio

La variable Patrimonio busca medir la riqueza de las personas y en el caso de las empresas se calcula a través de la diferencia entre activos y pasivos.

En lo que respecta a las personas, aquellas que tengan un gran nivel de endeudamiento tendrán comprometida una parte significativa de sus ingresos en el pago de deudas y por lo tanto la probabilidad de repago del crédito puede ser menor.

A nivel de empresas, en el caso extremo de que el pasivo supere el activo, la misma deberá hacer frente a tantas deudas que tendrá

⁶ Las partidas del Estado de Situación Patrimonial sobre las que se recoge información generalmente son del Activo: efectivo, cuentas por cobrar, inventario de materia prima, productos en proceso y productos terminados. En cuanto al activo fijo el Asesor deberá tomar el valor de las maquinarias, equipos, muebles e inmuebles, vehículos y demás bienes. Del Pasivo: deudas en general.

⁷ El Excedente Mensual Total contempla el Ingreso Neto de la Empresa y los Egresos e Ingresos del hogar.

comprometida una gran parte de sus ingresos y por lo tanto no es razonable que la institución financiera se comprometa a financiarla.

En el caso de las microfinanzas, el análisis del patrimonio se realiza de forma similar que el crédito a empresas dentro de la banca tradicional con la salvedad de que la comparación entre Activo y Pasivo se realiza a través del balance relevado por el oficial de crédito con un rigor inferior en su confección.

➤ Garantía

Las garantías son activos cuya libre disponibilidad queda sujeta a la devolución del crédito por parte del prestatario operando como un seguro de cumplimiento. Se las considera como una fuente de repago de carácter secundaria y a pesar de no ser el eje del análisis crediticio operan como un reductor del riesgo moral o como un alineador de incentivos.

En el caso de créditos al consumo lo más usual es que no se exija y en el caso de hacerlo se exigirá para créditos a mediano plazo. En el crédito a empresas suelen solicitarse garantías en la adquisición de activos fijos mientras que en el caso de capital de giro no es una condición necesaria y sólo se usa para reducir el riesgo moral.

Cuando se trata del análisis microcrediticio, en general sólo se requiere la firma solidaria de un codeudor o la prenda de algún activo como modo de influir en el cliente a la hora del repago del crédito.

➤ Condiciones

Las condiciones suelen agrupar aspectos que no están relacionados intrínsecamente al prestatario sino que refieren al entorno económico, al sector de actividad, y a todo aquello que incida en la capacidad de pago del sujeto de crédito.

4.2. LA EVALUACIÓN DEL RIESGO DE CRÉDITO A TRAVÉS DE MÉTODOS ESTADÍSTICOS: LA TÉCNICA DE CREDIT SCORING.

Con el fin de complementar el juicio humano para evaluar el riesgo de crédito de una cartera de clientes (las 5C del análisis crediticio) y hacer más eficiente la gestión en este sentido, surgen en la década del 70 y se generalizan en la década de los 90, herramientas que mediante el uso de modelos estadísticos, utilizan la información sobre el desempeño y las características de préstamos cuyos plazos originalmente pactados ya transcurrieron para predecir el comportamiento de préstamos actuales con características similares. Dichos modelos se asocian al conjunto de técnicas que en general poseen una raíz estadístico matemática, lo que se ha dado en llamar *data mining* o minería de datos.

De acuerdo a Hand y Henley (1997) los modelos de *credit scoring* son “métodos estadísticos utilizados para clasificar a los solicitantes de crédito, o incluso a quienes ya son clientes de la entidad evaluadora, entre las clases de riesgo bueno y malo.”

En términos generales, el procedimiento consiste en extraer información cuantitativa y cualitativa de los clientes, de la institución, así como de las características del crédito al momento de las solicitudes, para luego encontrar patrones de comportamiento que se relacionen con la performance posterior del crédito; esto es lo que permite predecir la probabilidad de incumplimiento de nuevos créditos. Por último, los modelos culminan asignando al evaluado un puntaje o “score” que permite ordenar y comparar a los clientes en función de su probabilidad de incumplimiento.

- Clasificación y diferencias en la aplicación del *credit scoring*.

Los modelos de *scoring* pueden diseñarse para ser utilizados en el momento de la solicitud del crédito (*application scoring*) con el fin de resolver su aprobación, o bien en el seguimiento de los créditos (*behavioural scoring*) con el objetivo de monitorear a los clientes preexistentes. En el caso de los modelos utilizados en la generación del crédito, las entidades financieras generalmente determinan un “cut off” o punto de corte para determinar qué solicitudes se aceptan y cuáles no. La fijación de este punto es a su vez un reflejo de la aversión al riesgo de la institución y de la tasa de beneficio que la misma espera obtener.

Por otro lado, la aplicación de los modelos de *credit scoring* también varía de acuerdo a cuál será su uso y cuáles serán las variables que se incluyen para el análisis. En este sentido, si se trata de modelos para la

cartera *retail* (individuos y PyMEs), generalmente se usan variables socioeconómicas o datos básicos del emprendimiento productivo; en el caso de tratarse de créditos corporativos se utilizan, en cambio, variables extraídas de los estados contables, el sector económico, proyecciones del flujo de fondos, etc. (Gutiérrez, 2008).

En cuanto a los modelos para carteras de individuos, las áreas de mayor aplicación han sido la de las tarjetas de crédito y la de los créditos personales, debido fundamentalmente a dos razones; por un lado, la masividad de ambos productos y la consecuente dificultad en la evaluación del riesgo de las carteras y por otro lado, la uniformidad de las variables relevadas en diferentes instituciones de la industria bancaria que permite el uso de modelos estadísticos cuyas especificaciones son diseñadas para una institución y pueden ser replicadas en otras.

Por su parte, existe una vasta discusión acerca de si estos modelos son útiles en la evaluación del riesgo crediticio para el sector de pymes y en particular para las microfinanzas. De hecho, en la práctica microfinanciera la evaluación del oficial de crédito y los modelos de *scoring* muchas veces “coexisten y se complementan, definiendo sistemas híbridos” (Gutiérrez, 2008, p.66). Un mal puntaje en el score hace que se rechace una solicitud de crédito mientras que un puntaje intermedio posiciona al crédito en una “zona gris” que amerita continuar con la evaluación subjetiva.

- Los modelos de *credit scoring* para microfinanzas.

Como se ha dicho, la metodología de evaluación del riesgo en microfinanzas se diferencia de la que realiza la banca minorista tradicional debido a las particularidades de los prestatarios y a la importancia del juicio humano. Cuando un oficial de crédito analiza el riesgo de una nueva solicitud a través de la experiencia que ha acumulado con otros clientes del pasado con solicitudes similares, está aplicando un *scoring* implícito o subjetivo.

La cuestión es si los métodos estadísticos son compatibles con la metodología microfinanciera, o dicho de otro modo, ¿es posible para las instituciones de microfinanzas reducir los costos y mejorar los niveles de rentabilidad a través del uso del *scoring* estadístico?

La calificación estadística no sustituirá a los analistas de crédito porque gran parte del riesgo de los microcréditos no se relaciona con las características que pueden cuantificarse a bajo costo. De todas maneras, sí puede resultar un complemento importante pues existen algunas características predictoras de la voluntad y capacidad de pago que pueden relevarse de un modo estandarizado. El análisis sistemático de la información puede tener gran poder para mejorar las decisiones de los prestamistas de microfinanzas (Schreiner, 2000).

- Las ventajas de la utilización de métodos estadísticos en microfinanzas (Schreiner, 2002).

El *scoring* estadístico es consistente y más objetivo en cuanto dos personas con las mismas características tendrán idénticos pronósticos de riesgo independientemente del oficial de crédito que haya analizado la solicitud. Esto evita la discrecionalidad del oficial de crédito. Además, dicho pronóstico se cuantifica como una probabilidad, mientras que el *scoring* subjetivo sólo permite aproximarse al riesgo a través de criterios menos exactos. Si bien el *scoring* estadístico confirma en general el juicio subjetivo (por ejemplo las mujeres son menos riesgosas que los hombres), permite también cuantificar qué tan fuertes son estas relaciones.

El *scoring* estadístico permite considerar una amplia gama de variables explicativas (no así la evaluación de un oficial de crédito) y cuantificar el cambio en el pronóstico de riesgo cuando cambia una de las variables explicativas, mientras que el *scoring* subjetivo está limitado a reglas absolutas que determinan la aprobación o rechazo del crédito. En el mismo sentido, la institución puede evaluar las consecuencias de diferentes políticas de riesgo, rentabilidad y morosidad y hacer más eficiente la administración de estas variables.

El método estadístico puede disminuir los Costos de Administración y repercutir en la rentabilidad en cuanto reduce el tiempo de visitas de los

oficiales de crédito para análisis y cobranza de los créditos. La calificación estadística de una solicitud reduce el número de visitas de un oficial de crédito pues existen más créditos rechazados en primera instancia, y de acuerdo a la política de la institución también podría reducir el monto y el plazo de los préstamos a los solicitantes de alto riesgo. Esto reduce el número de veces que los créditos sufren atrasos y por lo tanto hace más eficiente el tiempo invertido en cobranza.

- Las limitaciones de la utilización de métodos estadísticos en microfinanzas.

La construcción de *scoring* estadísticos para instituciones de microfinanzas puede traer aparejado una serie de limitaciones.

El negocio de estas instituciones se ha caracterizado por tener historiales de créditos incompletos y con un número escaso tanto de clientes como de observaciones por préstamo. Este constituye el primer gran obstáculo para obtener modelos robustos y con predicciones acertadas sobre el comportamiento de futuros créditos.

Por otro lado, un problema común en las instituciones financieras en general que no escapa a las microfinancieras es que normalmente no incluyen en sus bases de datos la información referente a los clientes a los que se les denegó el crédito pues el cliente no pasó la evaluación estándar del analista.

En cuanto a la información incluida en la cartera de créditos, ésta se puede clasificar en negativa – asociada a los incumplimientos y atrasos en los pagos- y positiva – asociada a pagos a término, montos de préstamos, tasas de interés y plazos. “La evidencia empírica muestra que la inclusión de la información asociada al buen comportamiento de pagos mejora sustancialmente la performance de estos modelos” (Gutiérrez, 2008, p.75).

Por último, “el *scoring* estadístico parece arreglar lo que no está defectuoso” (Schreiner, 2002, p.17). Existe cierta reticencia por parte de las instituciones microfinancieras a cambiar su sistema de evaluación del riesgo a través del juicio de los oficiales de crédito, dado que los mismos en muchas instituciones funcionan bien y determinan la baja morosidad y eficiencia de las mismas. Es por esta razón, que el *scoring* estadístico debe ser complementado con el subjetivo, de modo de continuar con la valoración de las características de los microempresarios que no pueden cuantificarse en la base de datos que origina el *scoring*.

II. ANTECEDENTES

1. BANCOESTADO MICROCRÉDITOS: LECCIONES DE UN MODELO EXITOSO” (CHRISTIAN LARRAÍN, 2007).

En 1995 el banco estatal de Chile, BancoEstado, comienza a desarrollar su línea de microcréditos para atender al sector microempresarial que se

encontraba marginado del sistema. Su desempeño está al nivel de las mejores instituciones de la región; hoy cuenta con una cartera de más de 300 mil clientes y el riesgo de la misma (medido como el stock de provisiones sobre la cartera total) no ha sido nunca mayor a 2%.

En este trabajo el autor sostiene que son varias las claves de este éxito; entre ellas se encuentran el haberse constituido como una compañía de servicios que gestiona la cartera de créditos pero no es la propietaria de la misma, la segmentación de la cartera por sectores productivos, la variedad de productos y servicios financieros que ofrece además del crédito (seguros, productos de ahorro, fondos mutuos, tarjeta de crédito, etc.), y la gestión de riesgos que lleva adelante. Respecto a este último punto y como ya ha sido mencionado antes en nuestro trabajo, al momento de la evaluación de los créditos es fundamental el relevamiento de ingresos, costos y gastos del microempresario que efectúan los oficiales de crédito en sus visitas a terreno y también el hecho de que este tipo de evaluaciones tiene un alto costo para la institución. Para mitigar este problema en BancoEstado Microcréditos han recurrido con éxito al uso de un filtro inicial y de un modelo de *credit scoring* al momento de aprobar las solicitudes. El filtro inicial les dice rápidamente si el cliente amerita que se le haga una visita o no cuenta con los requisitos mínimos para pasar a esa etapa del proceso. En cuanto al modelo de *credit scoring*, el mismo fue construido en base a diez años de información sobre el comportamiento de los clientes del banco más información que

refleja el comportamiento de las personas en el sistema financiero en general. Con esta herramienta evalúan tanto a clientes de la institución que buscan obtener un nuevo crédito como también a potenciales clientes que se presentan. Es tan bueno que muchas veces les permite evitarse las visitas a terreno, dotando de mayor eficiencia a todo el proceso crediticio.

2. “UN MODELO DE CALIFICACIÓN DEL RIESGO DE MOROSIDAD PARA LOS CRÉDITOS DE UNA ORGANIZACIÓN DE MICROFINANZAS EN BOLIVIA” (SCHREINER, 2000).

En este trabajo se busca determinar si los modelos de *credit scoring* pueden resultar tan útiles para las instituciones de microfinanzas como lo son para las de créditos al consumo.

Para predecir la probabilidad de que los créditos caigan en atraso costoso, definido como atrasos de 15 días o más, estima un modelo *logit* con los datos de 39.956 créditos cancelados entre 1988 y 1996. La variable dependiente del modelo toma el valor 1 para los créditos con atraso costoso y 0 en caso contrario.

La base de datos contiene información sobre fecha y monto del desembolso, tipo de garantía, sucursal, oficial de crédito, género del prestatario, sector económico, número de atrasos y duración del mayor atraso.

En el modelo desarrollado 56 de los 109 coeficientes estimados resultaron estadísticamente significativos con un p-valor de 0,10.

Luego evalúa el poder predictivo del modelo analizando qué tan bien califica créditos cancelados en 1997. Encuentra que del aumento de la tasa de atrasos costosos que se experimentó en 1997, respecto a la observada en el periodo 1988-96, un tercio se explica por el modelo estimado.

Dada la estimación del riesgo que resulta del modelo, la institución deberá determinar cuál de los dos posibles errores será más costoso dados sus objetivos: el error de predecir como bueno a un mal crédito (positivo falso) o el error de calificar como malo a un buen crédito (negativo falso). Además se definen como positivo verdadero a un buen crédito que se predice como bueno y como negativo verdadero a un mal crédito que se predice como malo.

Si el objetivo de la institución es maximizar la proporción de buenos conocidos (créditos que nunca tuvieron atrasos costosos) que se predicen como buenos las tasas verdaderas son los mejores indicadores. La tasa de positivos verdaderos se define como $\text{positivos verdaderos} / (\text{positivos verdaderos} + \text{negativos falsos})$. Se define también la tasa de negativos verdaderos como $\text{negativos verdaderos} / (\text{negativos verdaderos} + \text{positivos falsos})$. Dado que la institución aprueba todos los créditos que

pasaron la evaluación del oficial de crédito, el modelo estimado tiene poder para mejorar la predicción del riesgo de atrasos costosos.

En cambio el valor predictivo será el mejor indicador si el objetivo de la institución es maximizar la proporción de créditos predichos como buenos (malos) que son buenos conocidos (malos conocidos). El valor predictivo positivo se define como $\frac{\text{positivos verdaderos}}{\text{positivos verdaderos} + \text{positivos falsos}}$, mientras que el valor predictivo negativo se define como $\frac{\text{negativos verdaderos}}{\text{negativos verdaderos} + \text{negativos falsos}}$

El valor predictivo está influenciado por la proporción de buenos y malos en la muestra, mientras que las tasas verdaderas no se modifican frente a cambios en dicha proporción.

Si la institución implementara el modelo obtendría grandes beneficios ya que el mismo puede actuar como un filtro para los créditos que pasaron la evaluación primaria pero siguen teniendo un alto riesgo estimado, y por lo tanto, necesitan ser estudiados con más detalle. Si la institución no aplica el modelo, igual podría utilizar los resultados obtenidos para diseñar distintos tipos de políticas como por ejemplo focalizarse en determinados sectores de actividad que resultan menos riesgosos o incentivar a determinados oficiales de crédito o sucursales según lo que indican los parámetros estimados.

Dado que al momento de diseñar el modelo no se cuenta con datos sobre los créditos que no fueron aprobados, el modelo es aplicable únicamente

a solicitudes de crédito que ya han pasado una evaluación y han sido aceptadas por la institución.

CAPITULO 3. METODOLOGIA Y BASE DE DATOS

I. TECNICAS ESTADISTICAS PARA EL CREDIT SCORING

Son varias las técnicas utilizadas a la hora de evaluar el riesgo crediticio o predecir el comportamiento futuro del tomador de un crédito que a su vez se pueden discriminar entre técnicas paramétricas y no paramétricas. Las técnicas paramétricas son las más utilizadas y entre ellas se destacan el análisis discriminante, el modelos de probabilidad lineal, el modelo *logit* y el modelo *probit*. Dentro de las no paramétricas, la más importante es la técnica de árboles de decisión.

Para la realización de este trabajo se utilizaron de forma complementaria la técnica de árboles de decisión y la regresión logística.

La elección de la técnica de árboles se basa en que la misma suele utilizarse para la reducción de datos y clasificación de variables actuando como complemento para la creación de modelos paramétricos formales.

Por su parte, el modelo *logit* fue elegido en función de sus principales ventajas a la hora de estimar modelos de respuesta binaria, pues los resultados de la estimación de la variable dependiente varían entre 0 y 1, lo que permite interpretarlo como una probabilidad. A su vez, el efecto que cada variable explicativa tiene sobre la probabilidad de incumplimiento no es constante.

Tanto el modelo *logit* como el *probit* cumplen con las ventajas descritas y brindan resultados similares, por lo que desde un punto de vista teórico resulta difícil justificar la elección entre uno y otro; sin embargo, en la práctica el modelo *logit* tiene la ventaja de la sencillez de su cálculo (Greene, 1999).

A continuación se describen las técnicas estadísticas utilizadas en el presente análisis y se presenta la función de distribución del modelo *probit* dado que el resto del análisis realizado coincide para ambos modelos. En el Anexo I se describen otras técnicas estadísticas que suelen utilizarse para evaluar el riesgo crediticio.

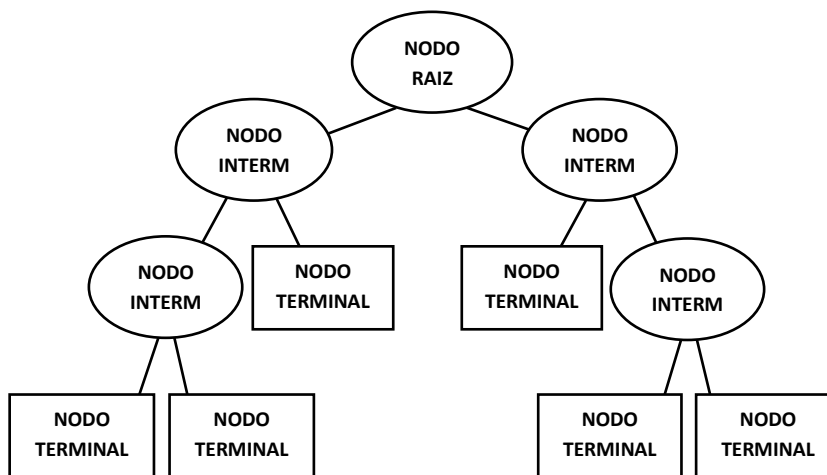
1. ÁRBOLES DE DECISIÓN⁸

Los árboles son diagramas de decisiones secuenciales usados con el objetivo fundamental de encontrar reglas de clasificación y predicción basándose en la categorización de variables independientes. Lo que se busca es clasificar a los individuos objeto de estudio en alguno de los grupos predeterminados de la variable dependiente usando las variables explicativas. Al momento de predecir el comportamiento de un nuevo individuo, se observan los valores que presentan sus variables explicativas y se obtiene la probabilidad de que éste pertenezca a alguno de dichos grupos.

⁸ Makowski (1985) y Coffman (1986) fueron pioneros en la aplicación de la técnica de árboles de decisión al *credit scoring*.

El modo en que el árbol crece, o sea, cómo se ramifica y cómo se constituyen sus nodos, depende del método o técnica de crecimiento utilizada y es lo que distingue a un tipo de árbol de otro. Como se observa en la representación gráfica de los resultados, el árbol cuenta con un nodo raíz en el que se especifican la cantidad de casos incluidos en cada categoría de la variable dependiente, luego el mismo se conecta a través de ramas con otros nodos que a su vez podrán volver a dividirse o no. El orden en que van surgiendo los nodos está relacionado a la importancia de las variables explicativas, siendo la primera utilizada la que aporta mayor información para la clasificación de la variable dependiente.

Figura 4.1



Dentro de las técnicas de crecimiento más conocidas se encuentran CART (*Classification and Regression Trees*) y CHAID (*Chi - squared Automatic Integration Detection*). Para la realización de este trabajo hemos utilizado la técnica CHAID, que se basa en un test de

independencia χ^2 para cada variable explicativa con respecto a la variable dependiente, de modo de ver si cada categoría de los predictores discrimina bien entre “buenos” y “malos”.⁹ Bajo la hipótesis nula de independencia cierta, un valor bajo del estadístico determina que no existen grandes diferencias entre el valor observado y el esperado de la variable dependiente de acuerdo a la categorización de la variable independiente.

La técnica consta de tres pasos que son ejecutados simultáneamente. En primer lugar se busca un par de categorías de la variable independiente cuyos p valores son similares, las que serán candidatas a conformar una nueva categoría combinada ya que las mismas por separado no aportan información distintiva para discriminar entre “buenos” y “malos”. A su vez, el p valor se contrasta con un nivel de significación predeterminado y si aquel es mayor, entonces se concretará dicha unión (*merging*). Como se ha dicho, la primer partición del árbol se basa en la variable independiente que mejor discrimina entre “buenos” y “malos”, es decir la que presenta el menor p valor dando lugar a dos o más nodos (*splitting*). Para estos

⁹ El test Chi-Cuadrado contrasta la Hipótesis Nula de Independencia de la variable explicativa X y la variable dependiente Y. Para realizar el test se confecciona una tabla de contingencia con r filas de la variable dependiente y k columnas de la variable explicativa.

$$\chi^2 = \sum_{i=1}^r \sum_{j=1}^k \frac{(O_{ij} - E_{ij})^2}{E_{ij}},$$

siendo O_{ij} las frecuencias observadas clasificadas en la fila i de la columna j, y siendo E_{ij} las frecuencias esperadas o teóricas que se definen como aquellas frecuencias que se observarían bajo H_0 cierta.

subconjuntos el proceso se vuelve a repetir dando lugar a un árbol de L niveles que deja de crecer cuando las variables que restan incluir no alcanzan un nivel de significación aceptable o cuando la cantidad de casos del nodo es menor que un mínimo especificado con anterioridad (*stopping*). Los nodos finales del árbol se denominan nodos terminales.

Entre las ventajas de esta técnica podemos destacar que (Notas de clase A.M. II, 2010):

- La selección de variables independientes que quedarán incluidas en el modelo final se realiza en forma automática.
- Tanto la variable dependiente como las explicativas pueden ser cualitativas o cuantitativas.
- Es invariante a transformaciones monótonas de las variables explicativas.
- No tiene problemas al trabajar con datos faltantes.
- Los resultados son fáciles de interpretar.

La principal desventaja de esta técnica es su inestabilidad, o sea, que para conjuntos de datos que difieren someramente el árbol que se obtiene puede ser muy distinto. Además el árbol resultante puede ser muy extenso y complejo (Notas de clase A.M. II, 2010).

Por ambas razones, la técnica suele utilizarse para la reducción de datos y clasificación de variables actuando como complemento para la creación de modelos paramétricos formales.

2. MODELOS LOGIT Y PROBIT.

Cuando la variable dependiente de un modelo es dicotómica, es decir sólo toma los valores 0 y 1, suele estimarse a través de los modelos *logit* y *probit*.

Sea y una variable aleatoria de tipo Bernoulli que tiene dos resultados posibles: éxito (mal pagador) ó fracaso (buen pagador), codificados como 1 ó 0 respectivamente.

Se cuenta con una muestra de n observaciones y x_i es el conjunto de variables explicativas asociadas al individuo i que se usan para explicar la variable dependiente y_i .

Para este tipo de modelos de elección binaria la probabilidad de éxito, o sea la probabilidad de que un cliente sea mal pagador, se define como $P_i = \Pr(y_i = 1/x_i)$. Como y_i toma los valores 0 ó 1 entonces la esperanza de y_i condicionada a x_i es $E(y_i/x_i) = 1P_i + 0(1 - P_i) = P_i = \Pr(y_i/x_i)$.

Para estimar los modelos de respuesta binaria suele usarse una función de transformación monótona creciente $F(x)$ que cumple las siguientes propiedades: $F(-\infty) = 0$, $F(\infty) = 1$ y $f(x) \equiv dF(x)/dx > 0$. Dicha

transformación se aplica a una función h denominada “índice” que depende de las variables explicativas del modelo, siendo h una regresión lineal de la forma:

$$h = \beta_0 + \beta_1 x_{1i} + \beta_2 x_{2i} + \dots + \beta_k x_{ki}$$

La especificación general de esta transformación se expresa como

$$E(y_i/x_i) = F(h(x_i))$$

El objetivo de esta transformación es que a pesar de que $\beta'x_i$ puede tomar cualquier valor, la transformación $F(\beta'x_i)$ sólo se limita al intervalo $[0,1]$, por lo que puede interpretarse como una probabilidad.

En el caso de la transformación logística la probabilidad de que un cliente sea mal pagador se estima a través de una función de distribución logística que se puede expresar como:

$$P_i = E(y_i/x_i) = F(\beta'x_i) = \frac{e^{\beta'x_i}}{1 + e^{\beta'x_i}}$$

Este modelo se estima por el método de máxima verosimilitud, en donde se estiman los valores de β que maximizan el logaritmo de la verosimilitud $l(\beta)$.

$$l(\beta) = \sum_{i=1}^q (y_i \log (F(\beta'x_i)) + (1 - y_i) \log (1 - F(\beta'x_i)))$$

Las condiciones de primer orden son:

$$\frac{\partial l(\beta)}{\partial \beta} = \sum_{i=1}^n \frac{(y_i - \hat{F}_i) \hat{f}_i x_{ij}}{\hat{F}_i(1 - \hat{F}_i)} = 0, j = 1, \dots, k$$

donde $\hat{F}_i \equiv F_i(b'x_i)$ y $\hat{f}_i \equiv f_i(b'x_i)$, siendo b el vector de estimadores máximo verosímiles de β .

En el modelo *logit* los estimadores de β son consistentes y asintóticamente normales.

El valor estimado de la regresión lineal $b'x_i$ se sustituye en la función de probabilidad acumulada logística y de esta manera se obtiene la probabilidad de incumplimiento del cliente.

A diferencia del Modelo de Probabilidad Lineal¹⁰ los b_j no tienen una interpretación económica clara, ya que sólo muestran el efecto que un cambio en x_j tiene sobre la regresión lineal y no sobre la regresión logística. Por esta razón, para interpretar los resultados estimados solamente es relevante el signo de los b_j que resultaron significativos, o sea, si la relación con la probabilidad de incumplimiento es directa o inversa. Si se desea medir el efecto que un cambio en x_j tiene sobre el incumplimiento es necesario calcular el efecto marginal.

¹⁰ Ver Anexo I

El efecto marginal de x_{ij} muestra el cambio en la probabilidad de incumplimiento de las obligaciones para el individuo i , ante un pequeño cambio en x_j .

Como la relación entre la probabilidad de incumplimiento y $\beta' x_i$ no es lineal, entonces una variación en dicha probabilidad derivado de un cambio en las variables explicativas depende del valor de x_i . En el caso que los valores de $\beta' x_i$ sean bajos, un aumento de x_i produce una variación significativa en la probabilidad de incumplimiento, mientras que si dichos valores iniciales son altos el aumento provoca sólo una leve variación.

Si la variable explicativa es continua el efecto marginal se calcula como:

$$\frac{\partial P(y_i=1/x_i)}{\partial x_j} = \beta_j f(\beta' x_i)$$

En el caso que la variable sea discreta el efecto marginal viene dado por:

$$F[\beta_0 + \beta_1 x_{1i} + \beta_2 x_{2i} + \dots + \beta_{k-1} x_{k-1i} + \beta_k (x_{ki} + 1)] - F[\beta_0 + \beta_1 x_{1i} + \beta_2 x_{2i} + \dots + \beta_{k-1} x_{k-1i} + \beta_k (x_{ki})]$$

Como se puede observar, el efecto marginal no es constante, sino que varía para cada individuo, por lo que es necesario decidir en qué valores se evaluará; se puede obtener la media muestral del efecto marginal o en su defecto evaluarlo para el valor de la media muestral de x_i .

Para el modelo *probit* cabe el mismo análisis realizado en el *logit* con la salvedad que la función de distribución acumulada es la normal estándar en lugar de la función logística. La probabilidad de incumplimiento se modeliza como:

$$P_i = E(Y_i/\Omega_i) = F(\beta' X_i) = \Phi(\beta' X_i) \equiv \int_{-\infty}^{\beta' X_i} \frac{e^{-\frac{s^2}{2}}}{\sqrt{2\pi}} ds$$

II. DESCRIPCIÓN Y ANÁLISIS DE LA MUESTRA

1. METODOLOGÍA DE LA BASE.

La institución que proporcionó los datos para este análisis es una entidad financiera local supervisada por el BCU bajo la forma de EAC enfocada en servicios de crédito al consumo y microfinanzas dirigidos a familias y pequeñas unidades empresariales. Desde el año 2007 la institución comenzó con una línea específica para microempresarios cuya cartera a diciembre de 2011 representa el 15% del total de la cartera de créditos.

Muestra de desarrollo

La muestra de desarrollo se encuentra conformada por los microcréditos otorgados por la institución en el período comprendido entre el 1 de enero y el 31 de diciembre del año 2008. Dicha muestra inicialmente incluía 704 casos. En la fecha en que se obtuvo la base de datos (31 de enero de

2011) existían 44 casos para los que el vencimiento pactado del crédito era posterior; por lo tanto al no contar con la totalidad de los pagos, fueron excluidos del análisis.

En lo que refiere a la elección del período de observación, se optó por un período de 365 días, de modo de contar con una muestra de créditos con un tamaño aceptable. La elección del año 2008 en particular, se realizó pues se debió dejar un tiempo lo suficientemente extenso a partir de la concesión del crédito, para que el tomador del mismo contara con el plazo necesario para finalizar el período de amortización inicialmente pautado.

Muestra de validación

La muestra de validación contiene información de 169 créditos otorgados por la institución entre enero y abril de 2009. Dado que esta muestra se obtuvo en marzo de 2012 sólo se consideraron para el análisis los créditos otorgados en el primer cuatrimestre de 2009 por idénticas razones que las expuestas para la muestra de desarrollo. Cabe destacar que se consideró que las condiciones del entorno económico no variaron significativamente entre los años 2008 y 2009, en los que fueron otorgados los créditos que pertenecen a la muestra de desarrollo y de validación respectivamente.

2. ANÁLISIS DE LA VARIABLE DEPENDIENTE.

Como se ha dicho, los modelos de *credit scoring* se utilizan para estimar probabilidades de *default* o riesgo de incumplimiento de individuos que solicitan un préstamo, definiéndose una variable dependiente binaria que toma el valor 0 ó 1 según el comportamiento haya sido “bueno” o “malo” respectivamente en un período de interés determinado. La estimación se realiza a partir de un conjunto de variables explicativas, que describen características cualitativas y cuantitativas del sujeto de crédito.

En la presente investigación se opta por definir la variable dependiente “bueno” o “malo” con un criterio basado en el máximo atraso incurrido y en la rentabilidad medida a través de la tasa interna de retorno (TIR) de cada crédito. Dado el objetivo de este trabajo, se considerará como “malo” aquel individuo que presenta simultáneamente un “atraso máximo” de 60 días o más y una TIR menor a la TIR media de la base de datos.

Con respecto al primer criterio de corte, cabe aclarar que se tuvo en consideración que la institución, al ser EAC, se rige por las normas de clasificación objetiva de riesgos del BCU, en las que se considera que el cambio de categoría de vigente a vencido de un crédito se debe realizar a los 60 días de atraso, lo que llevaría a un incremento de las provisiones y por lo tanto de los costos, además de dejar de devengar intereses.

Se puede apreciar que la distribución de frecuencias de la variable dependiente es la siguiente:

Tabla 4.1

Var. Dependiente	Frecuencia	Porcentaje
Bueno	608	92,1%
Malo	52	7,9%

Con el fin de construir modelos insesgados es necesario contar con una muestra aleatoria de la población objetivo, que en el caso que nos ocupa debería incluir datos de los créditos aprobados y rechazados por la institución. Debido a que sólo se cuenta con la información de los créditos aprobados nuestra muestra está sesgada. El sesgo de selección muestral que se genera es un problema recurrente a la hora de confeccionar *scoring* crediticios y, ante la dificultad de encontrar una solución satisfactoria, se debe tener especial cuidado al interpretar los resultados de los modelos y aplicarlos a nuevos casos.

3. ANÁLISIS DE LAS VARIABLES EXPLICATIVAS Y RESULTADOS ESPERADOS.

De acuerdo a la metodología propuesta por Rayo, Lara y Camino (2010), se realiza un análisis previo de las variables explicativas clasificándolas de acuerdo a las tres fases del proceso de otorgamiento del crédito, a saber: promoción, evaluación y aprobación de la solicitud.

Fase 1 – Promoción

Esta primera fase incluye las variables “Canal de venta” y “Vía de llegada”. La variable “Canal de venta” indica la zona geográfica donde está ubicada la empresa. Cabe destacar que esta variable no adquiere mayor relevancia en el caso de la institución analizada por al menos dos motivos: en primer lugar, en la mayoría de los casos el negocio no se encuentra estrechamente vinculado al hogar (en el mismo lugar físico), por ejemplo el “barrido” de las zonas incluye ferias y centros comerciales, y en este sentido la “zona” no sería un indicio del nivel socioeconómico del hogar. En segundo lugar, desde el punto de vista operativo, la segmentación de las zonas realizada por la institución no está basada en un criterio socioeconómico claro sino en un motivo de practicidad para la recorrida de los oficiales de crédito.

La variable “Vía de llegada” muestra el medio por el cual el tomador del crédito tuvo conocimiento del producto ofrecido por la institución; este pudo haber sido TV (53% de la muestra), Promoción Directa (42% de la muestra), Recomendación, Radio y Periódico (en conjunto representan un 5% de la muestra).

Fase 2 – Evaluación

En esta fase encontramos las variables que refieren a la información personal del solicitante (“Edad del titular” y “Sexo”), al análisis de la rama de actividad desarrollada por el cliente (“Actividad”, “Antigüedad del

negocio” y “Destino del crédito”) y a la evaluación de la garantía y los antecedentes crediticios (“Garantía presentada”, “Antecedentes en el *Clearing*”, y “Pasivo financiero SI/NO”).

En la muestra las variables “Edad del titular” y “Sexo” presentan las siguientes distribuciones de frecuencia:

Tabla 4.2

Rango de edad	Frecuencia	Porcentaje
18 - 30	124	18,8%
30 - 42	222	33,6%
42 - 54	198	30,0%
54 - 66	97	14,7%
más de 66	19	2,9%
Total	660	100,0%

Tabla 4.3

Sexo	Frecuencia	Porcentaje
Femenino	290	43,9%
Masculino	370	56,1%
Total	660	100,0%

El 56% de los casos de la muestra son hombres, mientras que el promedio de edad en la misma es de 41 años, variando entre 18 y 73.

En términos de interacción con la variable dependiente, los hombres presentan una tasa de “malos” de 9%, mientras que en las mujeres esta tasa se reduce a 6%. Este resultado está acorde a lo que en general sucede en las microfinanzas donde las mujeres son mejores pagadoras

que los hombres, debido a que aquellas asumen una mayor responsabilidad en el ámbito del hogar y esto se traslada al comportamiento vinculado al crédito. Si bien es de esperar que el riesgo de incumplimiento sea decreciente con la edad, en el presente análisis no se encontró una clara relación con la variable dependiente.

El segundo grupo de variables dentro de la fase 2 incluye la “Actividad” del negocio, la “Antigüedad del negocio” y el “Destino del crédito”.

La variable “Actividad” fue reclasificada de acuerdo a la Clasificación Industrial Internacional Uniforme (CIIU) Revisión 4 a dos dígitos, tomándose como referencia su utilización en la Encuesta Nacional a Mpymes Industriales y de Servicios. En la siguiente tabla se aprecian los resultados de dicha reclasificación.

Tabla 4.4

Actividad	Frecuencia	Porcentaje
Comercio	316	47,9%
Otras actividades de servicios	137	20,8%
Actividades administrativas y de servicios de apoyo	48	7,3%
Alojamiento y servicios de comida	38	5,8%
Transporte	37	5,6%
Actividades profesionales, científicas y técnicas	18	2,7%
Servicios sociales y relacionados con la salud humana	16	2,4%
Informática y comunicación	13	2,0%
Enseñanza	10	1,5%
Industria manufacturera	10	1,5%
Producción agropecuaria, forestación y pesca	9	1,4%
Actividades inmobiliarias	4	0,6%
Actividades financieras y de seguros	3	0,5%
Arte entretenimiento y recreación	1	0,2%
Total	660	100%

En lo que refiere a la antigüedad del negocio, cabe esperar que los emprendimientos más jóvenes sean los más riesgosos, lo que se puede verificar en la muestra analizada, dado que la tasa de malos en los negocios menores a 5 años de existencia es del 10%, mientras que la misma cae a la mitad si se observan los negocios con más de 5 años de antigüedad. Por lo tanto el efecto de esta variable es asimilable al que tiene la edad de los individuos sobre los créditos al consumo y tarjetas de crédito.

La institución analizada otorga créditos que pueden destinarse alternativamente a capital de giro o a inversión. No se aprecian diferencias en la distribución entre “buenos” y “malos” tanto si el crédito se destina a una u otra categoría.

En lo que refiere al análisis realizado para las garantías presentadas por los clientes, se realizó una clasificación de la misma en “débil”, “de un tercero” y “garantía real” de acuerdo al nivel de liquidez que presenta. El tratamiento de las garantías constituye un aspecto diferencial en microfinanzas en comparación con la banca tradicional, en cuanto no siempre se exige contar con algún tipo de aval como requisito para que el microcrédito sea concedido. Asimismo, en el caso de ser presentada, la garantía opera como una forma de involucrar al cliente poniendo en juego su reputación y es por esta razón que tanto la firma solidaria como la prenda de los bienes, disminuyen el riesgo de incumplimiento de un

microcrédito; esto es, no se considera la garantía con un criterio de rentabilidad económica a la hora de ser ejecutada sino a modo de influir moralmente en el microempresario.

Cuadro 4.1

Débil	Declaración Jurada, Declaración Jurada y Estado de Responsabilidad, Estado de Responsabilidad y Sin garantía
De un tercero	Solidaria, Solidaria y Declaración Jurada, Solidaria y Estado de Responsabilidad y Solidaria, Declaración Jurada y Estado de Responsabilidad
Garantía real	Contrato de prenda y Cesión de cobros

En cuanto a la variable “Antecedentes en el Clearing”, ésta se descompone según los clientes que no presentan incumplimientos, los que han cancelado sus pasivos con atraso y los que presentan incumplimientos, mientras que “Pasivo financiero SI/NO” es una variable dummy que vale 1 en caso de poseer un pasivo financiero con cualquier institución del sistema financiero y 0 en caso contrario.

Fase 3 – Aprobación de la solicitud de crédito.

Por último, se incluyen en esta fase las variables que caracterizan el contrato de préstamo en el caso de que el mismo sea aprobado por la institución, a saber, “Capital”, “Nro de cuotas” y “Cuota”¹¹ (monto de la cuota).

¹¹ Esta variable se incluirá en el modelo transformada a miles de pesos (Cuota_miles).

De acuerdo a Rayo, Lara y Camino (2010) a priori puede esperarse que la probabilidad de riesgo de incumplimiento sea mayor cuanto mayor sea la duración del crédito; la base de datos bajo estudio no constituye una excepción a esta regla ya que al analizar la frecuencia del “Nro de cuotas” con respecto a la variable dependiente podemos apreciar que existe una clara diferencia a favor de aquellos créditos otorgados a menor plazo. Sin embargo, cabe aclarar con respecto a los créditos concedidos a más de 24 meses que ha pasado poco tiempo después de la última cuota teórica y ésta puede ser la razón por la cual dichos créditos presentan una TIR más baja.

Tabla 4.5

Rango de plazo (en años)	Bueno	Malo
Hasta 1	94%	6%
De 1 a 2	92%	8%
De 2 a 3	76%	24%
Total	92%	8%

Asimismo, la teoría microfinanciera acepta que los créditos de mayores importes se conceden a las microempresas que se encuentran más asentadas y que han demostrado ser buenas pagadoras en créditos anteriores, por lo que cabe esperar que a mayor capital prestado, menor sea la proporción de “malos” (Rayo, Lara y Camino 2010). Sin embargo, se debe tener especial cuidado al analizar el capital prestado ya que si a través de esta variable se infiere sobre la probabilidad de incumplimiento,

se podría malinterpretar que para lograr mejores pagadores se debe incrementar el monto a prestar.

Cabe destacar que para la estimación de los modelos presentados a continuación se tuvo en cuenta la variable “Capital” pero no la variable “Cuota”. Al no contar con el ingreso del microempresario la cuota podría constituirse como una variable relevante de esta fase pues en ella se sintetiza la carga financiera que significa el crédito para el cliente. En este sentido y tal como fue mencionado anteriormente, en el análisis microfinanciero el oficial de crédito que visita el negocio y releva la información del mismo, analiza la capacidad de pago del microempresario calculando entre otros, el ratio Cuota sobre Excedente. Sin embargo, en el presente trabajo no se la tuvo en cuenta como variable explicativa por la propia definición de la variable dependiente. Al momento de calcular la TIR de cada crédito para luego calcular la TIR media de la muestra entran en juego los pagos realizados por los clientes, y al encontrarse una fuerte correlación entre el pago promedio y el monto de la cuota pactada¹², no se consideró correcto incluirla ni en el árbol ni en las regresiones logísticas.

¹² Ver Anexo II

1. ÁRBOLES DE DECISIÓN.

Del total de las variables contenidas en la base de datos se incluyeron como variables explicativas para el análisis de árboles de decisión las siguientes: “Destino del crédito”, “Antecedentes en *Clearing*”, “Edad del titular”, “Antigüedad del negocio” (meses), “Pasivo financiero SI/NO”, “Vía de llegada”, “Nro de cuotas”, “Clasificación de la garantía” y “Actividad CIU”. De éstas, sólo 4 han quedado incluidas en el modelo final, el resto de las variables no contribuyen de forma significativa al modelo, por lo que no son incluidas en el mismo.

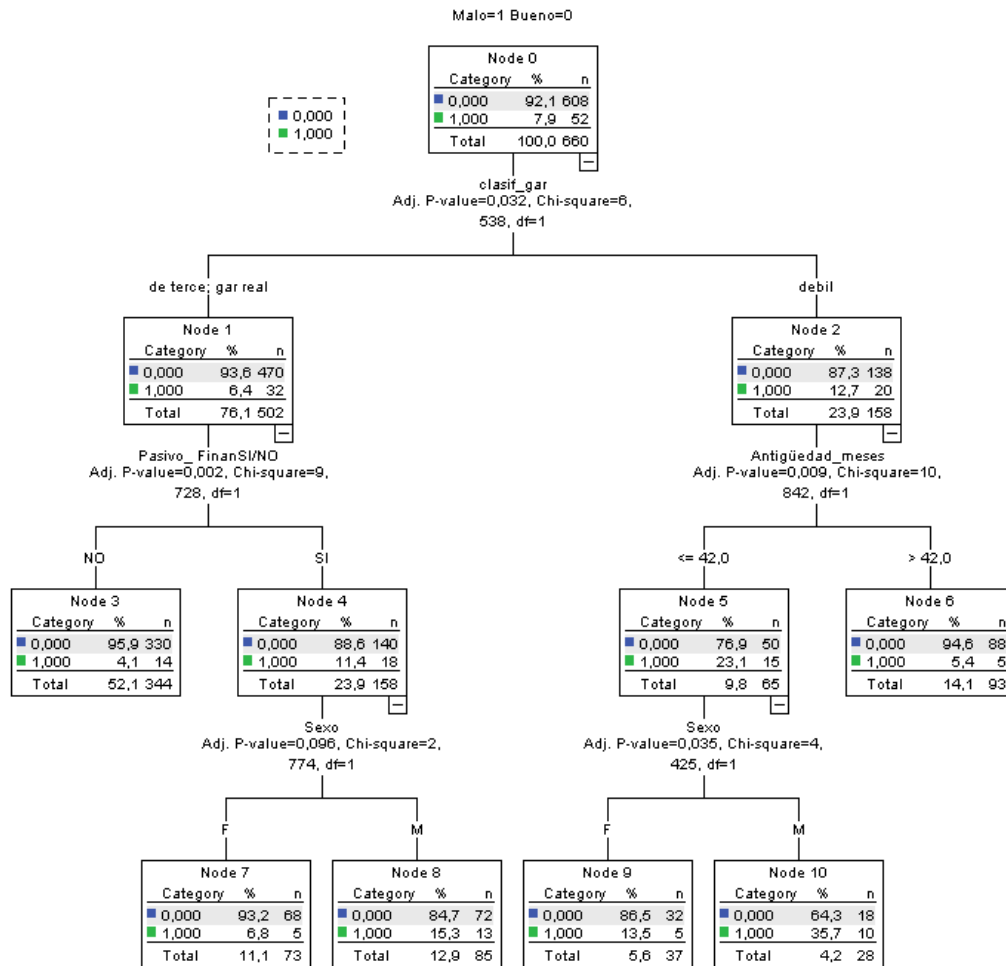
Como se observa en la Figura 4.2, de acuerdo al método de crecimiento del árbol utilizado (CHAID), la clasificación de la garantía es el mejor predictor para clasificar entre “buenos” y “malos” créditos agrupando garantía de terceros y real por un lado y garantía débil por otro. Para las garantías más fuertes el siguiente mejor predictor es si el tomador del crédito posee o no otro pasivo financiero. En el caso de los individuos que no poseen otro pasivo financiero se puede decir que la probabilidad de incumplimiento de los mismos es del 4% mientras que para los que

¹³ Tanto para la confección del árbol de decisión como para la regresión logística se utilizó el paquete estadístico *IBM SPSS Statistics 19*.

poseen otra deuda dentro del sistema financiero el modelo incluye el sexo como un predictor más. A su vez dentro de las mujeres el 7% tiene una valoración de crédito negativa, mientras que dentro de los hombres el 15% tiene ese tipo de valoración.

Para aquellos casos que presentaron una garantía débil, la siguiente variable que más explica es la “Antigüedad del negocio”. Si además de una garantía débil la antigüedad del negocio es superior a 3,5 años, la probabilidad de incumplimiento del crédito es ahora 5%. Para los negocios menores a 3,5 años el modelo también discrimina de acuerdo al sexo y la probabilidad de incumplimiento es 14% para las mujeres y 36% para los hombres. Luego de estas clasificaciones el método no encuentra más variables explicativas relevantes para clasificar entre créditos “buenos” y “malos” y el árbol deja de crecer.

Figura 4.2



Como ya se ha dicho, la muestra presenta un sesgo de selección determinado por el hecho de que se cuenta sólo con los créditos aprobados. Adicionalmente, dentro de los aprobados no todos han sido sometidos necesariamente a los mismos requisitos, dado que frente a distintas debilidades del cliente, se hacen jugar algunos mitigadores de riesgo (el más usual una o varias garantías). Por lo tanto, el hecho de que en el árbol aparezca primero la garantía no está dado porque sea la

primer variable que se evalúa al estudiar un cliente, sino porque es el mejor predictor de la probabilidad de incumplimiento ya que frente a cualquier debilidad (en capacidad de pago, antecedentes, endeudamiento, etc.) se utiliza la exigencia de garantía para alinear incentivos.

El hecho de que dentro de los que tienen garantías más fuertes surja luego con significación la existencia de pasivos financieros, está dado probablemente porque este tipo de garantías se exige para mitigar el riesgo en clientes endeudados. Por esto, los pasivos no se presentan en la rama del árbol de clientes con garantía débil.

Se debe dejar en claro que si se contara con alguna variable que reflejara la capacidad de pago, probablemente ésta aparecería como el mejor predictor.

En síntesis, durante el proceso de análisis que realiza el oficial de crédito, de acuerdo a los riesgos que presenta un candidato a prestatario, la política de la institución establece una gama de mitigadores de riesgo orientados a aproximar al cliente al nivel de riesgo aceptable. Por ejemplo, si se presenta un cliente que supera cierto umbral de endeudamiento, probablemente para seguir con el análisis se requiera que presente garantías (como mitigador del riesgo), mientras que si su endeudamiento es nulo pudiera seguirse el análisis sin requerir garantía alguna.

Si la única herramienta disponible al momento de otorgar el crédito fuese el árbol, se le otorgaría a aquel cliente que sin tener otro pasivo financiero presentara una garantía fuerte (real o de terceros), así como también a aquel cliente cuyo negocio tenga una antigüedad mayor a 3,5 años aunque la garantía con la que cuenta sea débil. El resto de los casos pasarían a un análisis más minucioso a cargo de un oficial de crédito.

Es preciso aclarar que el árbol se diseñó con un máximo de 5 niveles de ramificación, con un mínimo de 50 casos para los nodos padres y 25 para los nodos hijos. Además, se determinó un nivel de significación de 0,05 para la etapa de *merging* y de 0,25 para la etapa de *splitting*.

2. TRANSFORMACIÓN DE LAS VARIABLES EXPLICATIVAS A INCLUIR EN LA REGRESIÓN LOGÍSTICA.

Con el fin de captar los resultados obtenidos en el árbol de decisión y poder reproducir este efecto en la regresión logística, se definieron transformaciones *dummy* para aquellas variables explicativas que quedaron incluidas en el mismo. Además, se realizó una transformación no lineal de una variable explicativa y una transformación *dummy* de la variable “Vía de llegada”. Todas estas variables se agregaron a las variables explicativas descritas en el Capítulo 3 punto II.3.

Transformaciones que se derivan del análisis de árboles:

- Clasifgar_dummy: responde a la transformación de la variable “Clasificación de la garantía”, asociando aquellas más fuertes, de modo que vale 1 si la garantía presentada por el solicitante es “real” o “de terceros” y vale 0 si la misma es “débil”.
- Antigmeses_dummy: atendiendo al corte que realiza el árbol, ésta vale 1 si la antigüedad del negocio es mayor a 3,5 años y vale 0 si es menor o igual.
- Pasivofin_dummy: a través de esta variable se recoge el efecto del endeudamiento que posee el microempresario con otras instituciones financieras, de modo que vale 1 en caso de poseer otro pasivo financiero y 0 en caso contrario.
- Sexo_dummy: vale 1 si el cliente es mujer y 0 si es hombre.

Otras transformaciones realizadas:

- Vía_llegada_dummy: vale 1 si el medio por el cual el cliente tomó conocimiento del producto ofrecido por la institución fue Promoción directa o Recomendación y vale 0 si fue TV, Radio o Periódico. Al realizar dicha transformación se tuvo en cuenta que se espera un mayor grado de compromiso y de fidelidad hacia la institución por parte de aquellos clientes que se acercan a ella por recomendación o

tienen un vínculo con el oficial de crédito, que por parte de aquellos que conocieron los productos a través de un medio de prensa.

- Log_antigüedad: pretende reflejar que el efecto de la antigüedad del negocio sobre la probabilidad de ser un mal pagador puede no ser lineal, es decir que a medida que la antigüedad del negocio es mayor, se espera que la probabilidad de incumplimiento disminuya, aunque menos que proporcionalmente.

3. DESARROLLO DEL MODELO LOGÍSTICO.

Luego de definidas todas las posibles variables explicativas se procedió a realizar las distintas regresiones logísticas tomando en cuenta todas aquellas que se seleccionaron a través de la técnica de árboles de decisión y además las variables que la teoría microfinanciera considera más relevantes a la hora de explicar el comportamiento de pago de los tomadores de crédito.

En primer lugar, se probaron las variables que arrojó el árbol transformadas a *dummies* de acuerdo a los cortes que dicha técnica indicó, así como también las variables en su versión original. Además se incluyó la transformación no lineal de la “Antigüedad” para evaluar si se produce un aumento de la significación del modelo.

A continuación se probó agregar aquellas variables que tal como se mencionó podrían contribuir a explicar la probabilidad de incumplimiento de acuerdo a la teoría microfinanciera.

Además, se probó la interacción entre variables de forma de verificar si mejoraba la verosimilitud del modelo.

Luego de contar con los modelos preliminares se procedió a testear la existencia de multicolinealidad severa,¹⁴ y descartándose la misma en todos ellos, se seleccionaron dos modelos candidatos que fueron los que presentaron una mejor verosimilitud y mejores resultados en las tablas de clasificación.

Los modelos finales que serán objeto de análisis coinciden al incluir las variables que ya habían resultado significativas a través de la técnica de árboles de decisión. Sin embargo, difieren entre sí en la incorporación de las variables “Nro de cuotas” y “Vía de llegada”.

¹⁴ La salida del Diagnóstico de Multicolinealidad se incluye en el Anexo III

3.1. MODELOS CANDIDATOS.¹⁵

Modelo I					
Variables	B	Sig.	Exp(B)	95% C.I. for EXP(B)	
				Lower	Upper
clasifgar_dummy	-0,8545	0,0057	0,4255	0,2321	0,7800
antigmeses_dummy	-0,9563	0,0022	0,3843	0,2082	0,7093
pasivofin_dummy	0,5119	0,0885	1,6685	0,9257	3,0072
sexo_dummy	-0,6239	0,0467	0,5358	0,2898	0,9908
Constant	-1,3919	0,0000	0,2486		

Modelo II					
Variables	B	Sig.	Exp(B)	95% C.I. for EXP(B)	
				Lower	Upper
pasivofin_dummy	0,5158	0,0933	1,6751	0,9171	3,0595
clasifgar_dummy	-1,0691	0,0009	0,3433	0,1823	0,6467
antigmeses_dummy	-0,9083	0,0041	0,4032	0,2170	0,7493
vía_llegada_dummy	-0,6032	0,0561	0,5471	0,2946	1,0159
sexo_dummy	-0,5610	0,0778	0,5706	0,3059	1,0644
NRO_CUOTAS	0,0701	0,0024	1,0726	1,0253	1,1222
Constant	-2,3689	0,0000	0,0936		

Como se observa, todas las variables que el árbol consideró como buenas predictoras de la probabilidad de incumplimiento resultaron significativas al 10% en ambas regresiones logísticas. Por su parte en el segundo modelo también resultaron significativas las variables “Vía_llegada_dummy” y “Nro de cuotas”.

¹⁵ La salida completa de SPSS de ambos modelos se incluye en el Anexo III

3.2. INTERPRETACIÓN DE LOS COEFICIENTES.

Para medir el efecto de cada variable explicativa sobre la probabilidad de incumplimiento es necesario encontrar su efecto marginal. Con ese objetivo, se consideró al microempresario tipo de la muestra que se obtuvo hallando la media muestral para las variables continuas y la moda en el caso de las variables discretas. El microempresario representativo resultó ser un hombre con un negocio de más de 3,5 años de antigüedad, sin un pasivo financiero en otra institución financiera, que presenta una garantía de terceros, que conoció el producto a través de la prensa, y solicita un crédito a 24 meses.

Cabe destacar que tanto en el modelo I como en el modelo II las variables que resultan significativas corresponden principalmente a la fase de evaluación que el oficial de crédito realiza acerca del microempresario y su negocio (fase 2 del proceso de otorgamiento del crédito), mientras que también se incluyen la “Vía de llegada” correspondiente a la fase de promoción (fase 1) y el “Nro de cuotas” en lo que refiere a las características del contrato de préstamo (fase 3). Estos resultados permitirían a la institución no sólo identificar las características de los clientes potenciales de una manera más objetiva que con el método tradicional, sino también utilizar la información proveniente del modelo para el diseño de políticas crediticias.

Cabe señalar que el signo del efecto que cada variable tiene sobre la probabilidad de incumplimiento coincide con lo esperado a priori, según lo analizado en el Capítulo 3 punto II.3.

Tabla 4.6

Variab les	Sg. Esperado B	Sg. B Modelo I	Sg. B Modelo II
pasivofin_dummy	+	+	+
clasifgar_dummy	-	-	-
antigmeses_dummy	-	-	-
sexo_dummy	-	-	-
NRO_CUOTAS	+		+
vía_llegada_dummy	-		-
Constant			

Efectos parciales

En lo que respecta a los cambios en la probabilidad de incumplimiento de la microempresa cuando se modifica la variable que muestra la vía de llegada a la institución para el individuo característico, se espera que el hecho de que el microempresario acceda a través de una “recomendación” o de la “promoción directa” de un oficial de crédito sea un 2,8% menos riesgoso que si lo hace a través de la “prensa”. Esta variable de la fase de promoción sólo resultó significativa en el modelo II.

Por su parte, en lo que respecta a la interpretación de los coeficientes asociados a las variables de la fase de evaluación del microcrédito, las mujeres poseen un riesgo de incumplimiento menor que los hombres; en

el primer modelo este diferencial es de 1,8 puntos porcentuales mientras que en el modelo II se espera que las mujeres sean un 2,7% menos riesgosas que los hombres. En lo que refiere a la garantía del microempresario se puede esperar que en el modelo I aquellos prestatarios que presentan una garantía real o de terceros sean 4,8% menos riesgosos que quienes presentan una garantía débil, mientras que para el modelo II esta magnitud asciende a 10,4%, siendo la variable con mayor capacidad predictora sobre la probabilidad de incumplimiento. Además, si el microempresario cuenta con un pasivo financiero con otra institución, la probabilidad de incumplimiento aumenta en 2,4% o 3,9% si se trata del modelo I o II respectivamente. Por su parte, de la interpretación del efecto parcial asociado a la variable "Antigüedad del negocio" se desprende que los negocios con una antigüedad superior a tres años y medio tienen un menor riesgo de incumplimiento. El diferencial respecto a los negocios más jóvenes es de 5,7 puntos porcentuales en el primer modelo y de 8,2 puntos porcentuales en el segundo modelo, constituyéndose como la segunda mejor variable a la hora de predecir la probabilidad de incumplimiento.

La última variable considerada que resultó significativa para el modelo II es el "Nro de cuotas" y a través de su efecto sobre la probabilidad de incumplimiento se corrobora que los créditos de mayor duración son los más riesgosos. Particularmente, para el individuo característico, el

aumento en una cuota del plan de pagos aumenta la probabilidad de incumplimiento aproximadamente 0,4%.

Tabla 4.7

Variables	Modelo I				Modelo II			
	B	Sig.	Exp(B)	Efecto Parcial	B	Sig.	Exp(B)	Efecto Parcial
pasivofin_dummy	0,5119	0,0885	1,6685	0,024	0,5158	0,3074	0,0933	0,039
clasifgar_dummy	-0,8545	0,0057	0,4255	-0,048	-1,0691	0,3231	0,0009	-0,104
antigmeses_dummy	-0,9563	0,0022	0,3843	-0,057	-0,9083	0,3162	0,0041	-0,082
sexo_dummy	-0,6239	0,0467	0,5358	-0,018	-0,5610	0,3181	0,0778	-0,027
NRO_CUOTAS					0,0701	0,0231	0,0024	0,004
vía_llegada_dummy					-0,6032	0,3158	0,0561	-0,028
Constant	-1,3919	0,0000	0,2486		-2,3689	0,5358	0,0000	

CAPITULO 5. ANALISIS DE LA BONDAD DE AJUSTE

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 los test de significación Chi-Cuadrado y Pseudo R² de Mc Fadden. Además se analizan los resultados de la Curva ROC (*Receiver Operating Characteristic*) y de las Tablas de clasificación.

1. ESTADÍSTICOS TRADICIONALES.

Los valores de estos estadísticos para los dos modelos alternativos se pueden apreciar en la tabla a continuación:

Tabla 5.1

	Modelo I	Modelo II
Log Verosimilitud Inicial	364,055	364,055
Log Verosimilitud Modelo	343,082	330,020
Pseudo R ² Mc Fadden	0,058	0,093
Modelo Chi-Sq	20,973	34,034
Sig (Model Chi-Sq)	0,000	0,000

En lo que refiere al test Chi-cuadrado realizado sobre el modelo total, en ambos casos se rechaza la hipótesis nula de que todos los parámetros son iguales a cero para un nivel de significación menor al 1%, por lo que ambos modelos resultaron significativos.

Asimismo el estadístico Pseudo R^2 de Mc Fadden, que compara la función de verosimilitud del modelo en su conjunto frente a la función del modelo restringido (sólo con la constante), resulta ser de 0,058 en el modelo I y 0,093 en el modelo II.

De acuerdo a los estadísticos analizados en este apartado el modelo II explica mejor la probabilidad de incumplimiento.

2. CURVA ROC.

Otra forma de medir la bondad de ajuste es a través de la representación gráfica de la Curva ROC que compara la tasa de negativos verdaderos (*Specificity*) frente a 1 - tasa de positivos verdaderos (1 - *Sensitivity*) para varios puntos de corte.

Cuando el modelo predice correctamente la totalidad de los casos el área por debajo de la curva es igual a 1, es decir que el porcentaje de malos bien clasificados es 100% y el porcentaje de buenos mal clasificados es 0%. El análisis de performance del modelo se realiza comparando el área por debajo de la curva ROC con un área de 0,5 que resulta si el modelo clasifica aleatoriamente los casos.

Gráfico 5.1

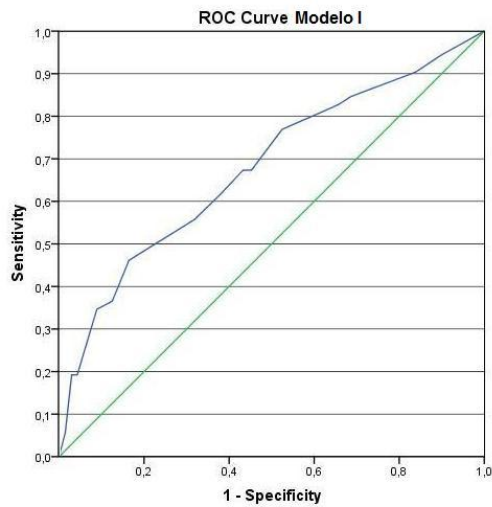
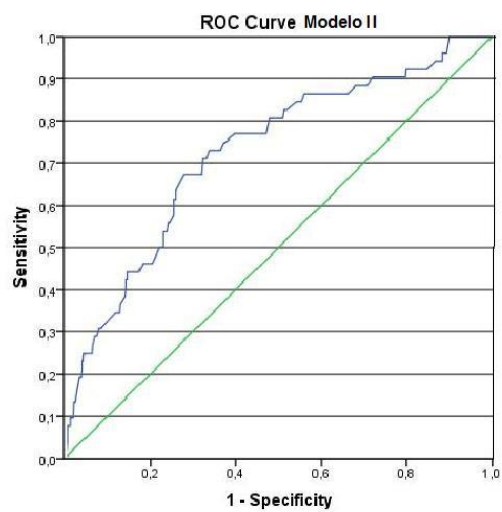


Gráfico 5.2



El área debajo de la curva ROC para el modelo I es 0,678 y para el modelo II es 0,726. Por lo tanto ambos modelos presentan una mejor performance que si las probabilidades se asignaran de forma aleatoria siendo el modelo II el que mejor se comporta.

Tabla 5.2

Estimaciones ROC	Modelo I	Modelo II
Área debajo ROC	67,8%	72,6%

3. TABLAS DE CLASIFICACIÓN.

A través de esta herramienta se analizará la capacidad predictiva de los modelos teniendo en cuenta tanto la muestra de desarrollo como la muestra de validación.

Dado que el número de créditos clasificados como “malos” es una proporción pequeña del total de la muestra se utilizó como punto de corte el porcentaje de “malos” en la misma ($p=0,079$ para la muestra de desarrollo y $p=0,071$ para la muestra de validación), y no $p=0,5$ que es lo que habitualmente se establece.

A continuación se presentan las tablas de clasificación de los modelos I y II para la muestra de desarrollo. En ellas se observan los casos de la muestra que el modelo predice correctamente (clasifica créditos buenos como buenos y créditos malos como malos) y aquellos en los que se equivoca. El modelo I predice correctamente el 57,6% de los casos totales, destacándose que en el caso de los créditos malos la predicción correcta asciende a 67,3%. En cuanto al modelo II estos valores son 66,8% y 73,1% respectivamente, lo que representa una mejora en comparación con el modelo I.

Tabla 5.3
MODELO I

Observado	Predicho		Porcentaje de acierto
	0	1	
0	345	263	56,7%
1	17	35	67,3%
Global			57,6%

Tabla 5.4
MODELO II

Observado	Predicho		Porcentaje de acierto
	0	1	
0	403	205	66,3%
1	14	38	73,1%
Global			66,8%

Para la muestra de validación las tablas de clasificación son las siguientes.

Observado	Predicho		Porcentaje de acierto
	0	1	
0	94	63	59,9%
1	5	7	58,3%
Global			59,8%

Observado	Predicho		Porcentaje de acierto
	0	1	
0	110	47	70,1%
1	6	6	50,0%
Global			68,6%

En este caso los resultados obtenidos no fueron tan satisfactorios lo que puede deberse a que la muestra es muy pequeña contando solamente con 12 créditos incumplidos lo que en términos absolutos no resulta representativo para extraer conclusiones válidas.

Al momento de realizar la predicción el modelo puede cometer dos tipos de error, el error de tipo I consiste en clasificar como bueno a un crédito malo y el error de tipo II en clasificar como malo a un buen crédito.

Los cuadros 5.7 y 5.8 arrojan el resultado de cada tipo de error para los modelos I y II en las muestras de desarrollo y validación. Esto se contrasta además con una situación inicial sin modelo en la cual se aprueban todos los casos.

Tabla 5.7
Muestra de desarrollo

	Modelo Inicial	Modelo I	Modelo II
error tipo I	100%	32,7%	26,9%
error tipo II	0%	43,3%	33,7%
error total	7,9%	42,4%	33,2%
punto de corte	1,00	0,079	0,079

Tabla 5.8
Muestra de validación

	Modelo Inicial	Modelo I	Modelo II
error tipo I	100%	41,7%	50,0%
error tipo II	0%	40,1%	29,9%
error total	7,1%	40,2%	31,4%
punto de corte	1,00	0,071	0,071

De acuerdo a los resultados observados, si la institución considerara que el costo de cometer el error de tipo I es igual al costo del error de tipo II, no sería deseable utilizar ningún modelo de *credit scoring* para clasificar entre buenos y malos créditos. Para la muestra de desarrollo el error total que se comete al otorgar el 100% de los créditos es 7,9% mientras que al implementar los modelos el mismo asciende a 42,4% y 33,2% para el modelo I y II respectivamente. En lo que respecta a la muestra de validación los errores totales cometidos son semejantes a los obtenidos para la muestra de desarrollo.

Cometer el error de tipo I, es decir, otorgar un crédito a un microempresario que luego resulta ser “malo”, trae aparejado un costo para la institución que puede asimilarse a los montos desembolsados y no recuperados más los costos asociados a la gestión de recupero. Por otra parte cometer el error de tipo II, es decir, no otorgar un crédito que hubiera resultado “bueno”, implica un costo de oportunidad asociado a los intereses no ganados y la pérdida de una porción del mercado.

Considerando que para una institución financiera cometer el error de tipo I resulta significativamente más costoso, sería recomendable implementar los modelos de *credit scoring* ya que este error se reduce un 67% con el modelo I y un 73% con el modelo II, respecto a la situación sin modelo en la que este error es del 100%. Dicha reducción en el error de tipo I se produce a la vez que aumenta el error de tipo II por lo que la institución debe encontrar un equilibrio entre ambos mediante la determinación de un punto de corte óptimo acorde a su política crediticia.

4. MODELO SELECCIONADO.

Dados los resultados observados en los test de significación Chi-Cuadrado y Pseudo R^2 de Mc Fadden, en las Curvas ROC y las Tablas de clasificación se ha seleccionado como regla de decisión final el modelo II.

Se considera que la utilización de este modelo como un instrumento complementario al análisis que realiza el oficial de crédito, podría beneficiar a la institución microfinanciera si se aplica en un contexto macroeconómico similar al existente durante el proceso de amortización de los créditos utilizados en la muestra de desarrollo.

CAPITULO 6. CONCLUSIONES

Las microfinanzas se constituyen como una alternativa de acceso al financiamiento y otros servicios de apoyo a las microempresas que encuentran una barrera de entrada al sistema bancario tradicional. La metodología microfinanciera se caracteriza por ser intensiva en capital humano donde la evaluación del riesgo de crédito se basa en el relevamiento de la información in situ del negocio y del hogar del microempresario que realiza el oficial de crédito. Esto trae aparejado que los costos operativos que enfrentan las instituciones que otorgan microcréditos sean muy elevados, por lo que la regulación de este sector deberá tener en cuenta estas especificidades.

El presente trabajo pretende ser un aporte 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 de *credit scoring* pueden tener a la hora de discriminar correctamente entre “buenos” y “malos” prestatarios, así como al diseñar políticas crediticias efectivas que contribuyan a mitigar el riesgo de crédito.

Los problemas de selección adversa y riesgo moral inherentes a los mercados financieros se acentúan cuando el sujeto de crédito es una

microempresa generando un racionamiento del crédito. El uso de *scoring* estadísticos para determinar el riesgo de cada prestatario podría permitir a las instituciones aplicar tasas diferenciales reduciendo el primero de estos problemas y expandir la oferta.

La reducción de los costos operativos derivada del uso de *scoring* contribuiría en nuestro país a solucionar los problemas que enfrenta un mercado en el que los salarios vienen dados y la tasa de interés activa está topeada por una ley que no contempla las especificidades de las microfinanzas.

En cuanto a las herramientas empleadas para la construcción del *scoring* estadístico cabe resaltar la utilidad de 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. En este sentido se pudo comprobar que las variables que quedaron incluidas en el árbol y los cortes que realizó coincidieron con las variables que resultaron significativas en el modelo *logit*. A su vez, los resultados que arroja son de fácil interpretación, ya que puede apreciarse directamente la probabilidad de incumplimiento de los distintos grupos de sujetos de crédito

Cabe destacar que en el presente trabajo se optó por definir la variable dependiente “bueno” o “malo” con un criterio basado en el máximo atraso incurrido así como también en la rentabilidad medida a través de la tasa interna de retorno (TIR) de cada crédito, constituyendo un enfoque

alternativo a la mayor parte de los estudios en la materia que determinan la probabilidad de incumplimiento solamente a través del máximo atraso incurrido por el tomador de crédito.

Las variables que quedaron incluidas en el modelo final (modelo II, Capítulo 4 apartado 3.1) recorren el proceso de otorgamiento de un microcrédito concentrándose en gran medida en la fase de evaluación del microempresario y su negocio. Además, como se puede apreciar en la Tabla 4.6 del Capítulo 4 apartado 3.2, se verificaron las regularidades empíricas testeadas ya que en la muestra analizada las mujeres resultaron mejores pagadoras que los hombres, los clientes que se acercan a la institución a través de una recomendación o promoción directa resultaron menos riesgosos que quienes lo hacen mediante la prensa, los microempresarios con negocios más antiguos, que no poseen otros pasivos financieros y que presentan garantías más fuertes poseen una menor probabilidad de incumplimiento y por último a mayor número de cuotas mayor riesgo de default.

Dado el análisis realizado en el Capítulo 5 punto 3 el modelo seleccionado podría ser útil para la institución a la hora de detectar créditos “buenos”, en la medida que existe un punto de corte “óptimo” ($p=0,045$) que permite minimizar el peor error (error de tipo I); es decir aquellos créditos que el modelo predice como “buenos”, resultarán efectivamente “buenos” en el 97% de los casos. Por su parte, no se podrán descartar aquellos créditos

que el modelo prediga como “malos”, los que deberán ser analizados por el oficial de crédito. De esta manera, el *scoring* crediticio se constituye en una herramienta complementaria y no sustituta del análisis que realiza el oficial de crédito.

Es importante señalar que el modelo fue confeccionado con una muestra pequeña y que sólo incluye información de créditos aprobados, por lo que el mismo sólo podría aplicarse a microempresarios que cumplan ciertos requisitos mínimos de aprobación establecidos por la institución.

Si la institución decide no aplicar el modelo de *credit scoring*, de todas formas los resultados obtenidos podrían ser útiles a la hora del diseño de las políticas crediticias.

Por último, dado que el presente trabajo se focaliza en analizar si las herramientas estadísticas contribuyen a clasificar entre “buenos” y “malos” créditos no se profundiza en el análisis de la disminución de costos que trae aparejada la utilización de *scoring* crediticios, por lo que este aspecto podrá ser objeto de futuras investigaciones.

REFERENCIAS BIBLIOGRAFICAS

- Anderson, R. (2007). *"The Credit Scoring toolkit"*, Oxford, New York.
- Akerlof, G. (1970). "The Market for Lemons: Quality Uncertainty and the Market Mechanism" *The Quarterly Journal of Economics*, Vol. 84, No. 3, 488-500.
- Asociación de Supervisores Bancarios de las Américas (ASBA). (2010). *"Guía de Principios para una Efectiva Regulación y Supervisión de las Operaciones de Microfinanzas"*.
- Basel Committee on Banking Supervision. (2006). *"International Convergence of Capital Measurement and Capital Standards"*, Bank for International Supervision.
- Bleger, L., Borzel, M. (2004). "La crónica restricción del acceso al crédito de las PyMEs argentinas. Diagnóstico y propuestas." *Las PyMEs argentinas. Mitos y realidades*, ABAPPRA – IdePyME, 243-264.
- Dirección de Proyectos de Desarrollo - OPP y Corporación Nacional para el Desarrollo. (2010). *"Estudio sobre la Evolución de la Microempresa y las Microfinanzas en el Uruguay"*. Autor: Planet Finance.
- Fisher, R. (1936). "The Use of Multiple Measurements in Taxonomic Problems", *Annals of Eugenics*, Vol. 7, 179-188.
- Greene, W. (1999). *"Análisis econométrico"*, 3ª Edición, Prentice Hall, Madrid.
- González, C., Meyer, V. (2007). *"Crédito al consumo en Uruguay: un Moldeo de Scoring para el Sistema Bancario"* Tesis de grado no publicada, Facultad de Ciencias Económicas y Administración, Universidad de la República, Montevideo.
- Gutiérrez, M. (2008). "Anatomía de los modelos de credit scoring", *Ensayos Económicos BCRA*, No. 50, 61 – 96.
- Hair, J., Anderson, R., Tatham, R., Black, W. (1999). *"Análisis multivariante"*, 5ª Edición, Prentice Hall, Madrid.
- Hand, D., Henley, W. (1997). "Statistical Classification Methods in Consumer Credit Scoring: a Review", *Journal of the Royal Statistical Society*, Vol.160, No. 3, 523 – 541.

- Jaffee, D., Russell, T. (1976). "Imperfect information, uncertainty, and credit rationing", *The Quarterly Journal of Economics*, Vol. 90, No. 4, 651-666.
- Jensen, M., Meckling, W. (1976). "Theory of the Firm: Managerial Behavior, Agency Costs and Ownership Structure", *Journal of Financial Economics* Vol. 3, No. 4, 305-360.
- Jansson, T., Rosales, R., Westley, G. (2003). "*Principios y prácticas para la regulación y supervisión de las microfinanzas*".
- Larraín, C. (2007). "BancoEstado Microcréditos: lecciones de un modelo exitoso", *CEPAL – Serie Financiamiento del desarrollo*, No. 195.
- Ministerio de Industria, Energía y Minería, Dinapyme. (2008). "*Encuesta Nacional a MPYMES Industriales y de Servicios*". Montevideo. Autor: Rodríguez, A.
- Mishkin, F. (1990). "Asymmetric information and financial crises: a historical perspective", *Working Paper 3400*, National Bureau of Economic Research, Cambridge.
- Notas de clase Análisis Multivariado II - IESTA - FCEA (2010). "*Notas Clasificadores*".
- Pancorbo, A. (2002). "Basilea II: las nuevas normas internacionales de solvencia", *Sistema Financiero: Tendencias internacionales y novedades en la regulación*, No. 801, 35 – 50.
- PASW Statistics 18 Algorithms. 833 – 867.
- Programa de Microfinanzas – Área de Políticas Territoriales de OPP. (2011). "*Estudio sobre el Marco Normativo de las Microfinanzas en Latinoamérica*". Autor: Higa, D.
- Rayo, S., Rubio, J., Blasco, D., (2010). "Un modelo de Credit Scoring para instituciones de microfinanzas en el marco de Basilea II" *Journal of Economics, Finance and Administrative Science*, Vol. 15, No. 28, 89 – 124.
- Schreiner, M. (2000). "*La Calificación Estadística en Microfinanzas: ¿Podrá Funcionar?*", Microfinance Risk Management, Center for Social Development, Washington University in St. Louis.

- Schreiner, M. (2002). “*Ventajas y Desventajas del Scoring Estadístico para las Microfinanzas*”, Microfinance Risk Management, Center for Social Development, Washington University in St. Louis.
- Schreiner, M. (2004). “*Un modelo de calificación del riesgo de morosidad para los créditos de una organización de microfinanzas en Bolivia*”, Center for Social Development, Washington University in St. Louis.
- Stiglitz, J., Weiss, A. (1981). “Credit rationing in markets with imperfect information”, *The American Economic Review*, 71, No.3, 393-410.

ANEXO

Anexo I - Otras técnicas de credit scoring

Algunas técnicas paramétricas que no se aplicaron en este trabajo pero que suelen utilizarse en la confección de modelos de *credit scoring* son el análisis discriminante y el modelo de probabilidad lineal

Análisis discriminante

El Análisis Discriminante (AD) es una técnica estadística multivariante que se utiliza fundamentalmente con los objetivos de descripción y predicción. La descripción consiste en determinar si existen diferencias estadísticamente significativas entre una serie de grupos en que se divide una población en base a un conjunto de variables independientes, determinando cuál de ellas cuantifica mejor las diferencias entre las medias de cada grupo. Por su parte la predicción establece procedimientos para clasificar objetos de origen desconocido en alguno de los grupos predefinidos. Lo que se pretende es construir una regla discriminante que permita establecer a cuál de los grupos predeterminados pertenece el individuo cometiendo el menor error posible.

El AD tiene la capacidad de tratar con dos o más grupos de la variable dependiente. Estos grupos deben ser una partición de la población, es decir, deben ser una clasificación exhaustiva y mutuamente excluyente de los elementos de la población.

Uno de los primeros desarrollos de AD fue realizado por Fisher (1936) quien plantea obtener un “valor teórico” que surge de realizar una combinación lineal de variables cuantitativas que permita discriminar entre los grupos.

El modelo de AD se basa en el supuesto de normalidad de las variables independientes, ausencia de multicolinealidad de las mismas, la linealidad de las relaciones, y matrices de varianzas y covarianzas iguales para los diferentes grupos¹⁶. Para el AD sólo se pueden considerar variables independientes cuantitativas mientras que en la regresión logística se pueden usar variables tanto cuantitativas como categóricas.

Modelo de probabilidad lineal

Dadas p variables explicativas se agrupan en un vector columna denominado X_i y el vector columna β agrupa a los p parámetros correspondientes a las variables explicativas. Combinando ambos vectores el modelo de probabilidad lineal intenta modelar la variable dependiente Y_i según la relación:

$$Y_i = \beta' X_i + \varepsilon_i, \quad \text{donde } E(\varepsilon_i/X_i) = 0 \text{ y } E(\varepsilon_i) = 0$$

¹⁶ La regresión logística no se enfrenta a supuestos tan estrictos y tiene la ventaja de verse menos afectada que el AD cuando éstos no se cumplen.

Si definimos la variable dependiente Y_i como una variable binaria que vale 0 ó 1 y la probabilidad $P_i = Pr(Y_i = 1/X_i)$ entonces la esperanza de Y_i dado X_i es

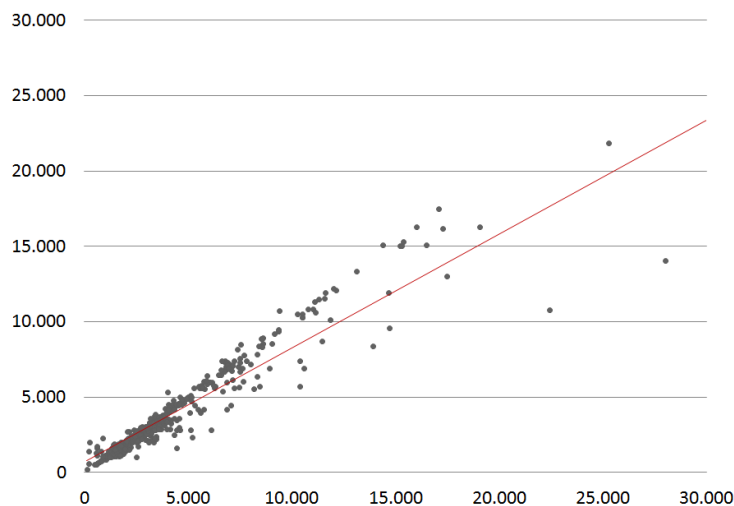
$$E(Y_i/X_i) = 1P_i + 0(1 - P_i) = P_i = Pr(Y_i = 1/X_i) = \beta' X_i$$

El modelo de probabilidad lineal implica entonces estimar un modelo lineal en los parámetros para explicar $E(Y_i/X_i)$. Los valores que se desprenden del modelo se interpretan como la probabilidad de que la variable a explicar tome el valor 1.

Los problemas por los que este modelo ha entrado en desuso para este tipo de estimación son que como debe cumplirse la igualdad $E(Y_i/X_i) = Pr(Y_i = 1/X_i)$, el resultado debería estar restringido al intervalo [0,1], pero el modelo no impone ninguna restricción sobre $\beta' X_i$, por lo que la variable dependiente puede tomar valores negativos o mayores que 1, lo que no tendría ninguna interpretación económica. Otro problema es que el ε_i no es homocedástico y por lo tanto las estimaciones de β no son eficientes.

Anexo II - Gráfico de correlación.

A continuación se grafica la relación entre el pago promedio y el monto de la cuota pactada encontrándose una fuerte correlación entre ambas.



Anexo III. Salidas y resultados (SPSS).

I. Multicolinealidad

La multicolinealidad se presenta cuando las variables explicativas de un modelo están correlacionadas entre sí. Existe un problema severo de multicolinealidad cuando el estadístico VIF definido como $1/1 - R_j^2$ es mayor a 10.

Modelo I

Model		Collinearity Statistics	
		Tolerance	VIF
1	clasifgar_dummy	,993	1,007
	antigmeses_dummy	,980	1,021
	sexo_dummy	,991	1,009
	pasivofin_dummy	,994	1,006

a. Dependent Variable: Malo=1 Bueno=0

Modelo II

Model		Collinearity Statistics	
		Tolerance	VIF
1	clasifgar_dummy	,965	1,037
	antigmeses_dummy	,975	1,025
	pasivofin_dummy	,980	1,021
	sexo_dummy	,985	1,015
	vía_llegada_dummy	,982	1,019
	NRO_CUOTAS	,964	1,037

a. Dependent Variable: Malo=1 Bueno=0

II. Salidas *Binary Logistic Regression* en SPSS

Modelo I

Logistic Regression

Unweighted Cases ^a		N	Percent
Selected Cases	Included in Analysis	660	100,0
	Missing Cases	0	,0
	Total	660	100,0
Unselected Cases		0	,0
Total		660	100,0

a. If weight is in effect, see classification table for the total number of cases.

Dependent Variable Encoding

Original Value	Internal Value
,00	0
1,00	1

Block 0: Beginning Block

Iteration History^{a,b,c}

Iteration		-2 Log likelihood	Coefficients
			Constant
Step 0	1	399,811	-1,685
	2	365,793	-2,273
	3	364,063	-2,445
	4	364,055	-2,459
	5	364,055	-2,459

- a. Constant is included in the model.
 b. Initial -2 Log Likelihood: 364,055
 c. Estimation terminated at iteration number 5 because parameter estimates changed by less than ,001.

Classification Table^{a,b}

Observed			Predicted		Percentage Correct
			Malo=1 Bueno=0		
			,00	1,00	
Step 0	Malo=1	Bueno=0	,00	100,0	
			1,00	,0	
Overall Percentage					92,1

- a. Constant is included in the model.
 b. The cut value is ,079

Variables in the Equation

	B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)
Step 0 Constant	-2,459	,144	289,638	1	,000	,086

Variables not in the Equation

			Score	df	Sig.
Step 0	Variables	clasifgar_dummy	6,538	1	,011
		antigmeses_dummy	6,572	1	,010
		pasivofin_dummy	2,601	1	,107
		sexo_dummy	2,899	1	,089
	Overall Statistics		21,093	4	,000

Block 1: Method = Backward Stepwise (Likelihood Ratio)

Omnibus Tests of Model Coefficients

		Chi-square	df	Sig.
Step 1	Step	20,973	4	,000
	Block	20,973	4	,000
	Model	20,973	4	,000

Model Summary

Step	-2 Log likelihood	Cox & Snell R Square	Nagelkerke R Square
1	343,082 ^a	,031	,074

a. Estimation terminated at iteration number 6 because parameter estimates changed by less than ,001.

Hosmer and Lemeshow Test

Step	Chi-square	df	Sig.
1	7,227	7	,406

Contingency Table for Hosmer and Lemeshow Test

		Malo=1 Bueno=0 = ,00		Malo=1 Bueno=0 = 1,00		Total
		Observed	Expected	Observed	Expected	
Step 1	1	63	64,593	3	1,407	66
	2	35	35,702	2	1,298	37
	3	93	92,250	3	3,750	96
	4	98	96,623	4	5,377	102
	5	56	56,943	5	4,057	61
	6	69	68,489	6	6,511	75
	7	94	89,530	5	9,470	99
	8	46	45,429	6	6,571	52
	9	54	58,441	18	13,559	72

Classification Table^a

Observed		Predicted		
		Malo=1 Bueno=0		Percentage Correct
		,00	1,00	
Step 1	Malo=1 Bueno=0	,00	1,00	
		345	263	56,7
		17	35	67,3
	Overall Percentage			57,6

a. The cut value is ,079

Variables in the Equation

	B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)	95% C.I. for EXP(B)		
							Lower	Upper	
Step 1 ^a	clasifgar_dummy	-,854	,309	7,637	1	,006	,426	,232	,780
	antigmeses_dummy	-,956	,313	9,354	1	,002	,384	,208	,709
	pasivofin_dummy	,512	,301	2,901	1	,089	1,668	,926	3,007
	sexo_dummy	-,624	,314	3,957	1	,047	,536	,290	,991
	Constant	-1,392	,332	17,621	1	,000	,249		

a. Variable(s) entered on step 1: clasifgar_dummy, antigmeses_dummy, pasivofin_dummy, sexo_dummy.

Modelo II

Logistic Regression

Case Processing Summary

Unweighted Cases ^a		N	Percent
Selected Cases	Included in Analysis	660	100,0
	Missing Cases	0	,0
	Total	660	100,0
Unselected Cases		0	,0
Total		660	100,0

a. If weight is in effect, see classification table for the total number of cases.

Dependent Variable Encoding

Original Value	Internal Value
,00	0
1,00	1

Block 0: Beginning Block

Iteration History^{a,b,c}

Iteration		-2 Log likelihood	Coefficients
			Constant
Step 0	1	399,811	-1,685
	2	365,793	-2,273
	3	364,063	-2,445
	4	364,055	-2,459
	5	364,055	-2,459

a. Constant is included in the model.
b. Initial -2 Log Likelihood: 364,055
c. Estimation terminated at iteration number 5 because parameter estimates changed by less than ,001.

Classification Table^{a,b}

Observed		Predicted			
		Malo=1 Bueno=0		Percentage Correct	
		,00	1,00		
Step 0	Malo=1 Bueno=0	,00	608	0	100,0
		1,00	52	0	,0
Overall Percentage					92,1

a. Constant is included in the model.

b. The cut value is ,079

Variables in the Equation

	B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)
Step 0 Constant	-2,459	,144	289,638	1	,000	,086

Variables not in the Equation

	Score	df	Sig.
Step 0 Variables			
pasivofin_dummy	2,601	1	,107
log_antigüedad	2,111	1	,146
clasifgar_dummy	6,538	1	,011
Edad_titular	2,477	1	,115
clearing	2,447	2	,294
clearing(1)	,236	1	,627
clearing(2)	2,138	1	,144
antigmeses_dummy	6,572	1	,010
vía_llegada_dummy	3,538	1	,060
capital_miles	,085	1	,771
Destino_del_crédito(1)	,001	1	,972
sexo_dummy	2,899	1	,089
NRO_CUOTAS	8,185	1	,004
Actividad_CIIU	14,459	10	,153
Actividad_CIIU(1)	,482	1	,487
Actividad_CIIU(2)	,013	1	,909
Actividad_CIIU(3)	,380	1	,538
Actividad_CIIU(4)	,086	1	,770
Actividad_CIIU(5)	,067	1	,795
Actividad_CIIU(6)	,868	1	,351
Actividad_CIIU(7)	,063	1	,802
Actividad_CIIU(8)	9,574	1	,002
Actividad_CIIU(9)	1,827	1	,177
Actividad_CIIU(10)	,131	1	,717
Overall Statistics	51,491	22	,000

Block 1: Method = Backward Stepwise (Likelihood Ratio)

Omnibus Tests of Model Coefficients

		Chi-square	df	Sig.
Step 7a	Step	-3,632	2	,163
	Block	34,034	6	,000
	Model	34,034	7	,000

a. A negative Chi-squares value indicates that the Chi-squares value has decreased from the previous step.

Model Summary

Step	-2 Log likelihood	Snell R Square	Nagelkerke R Square
7	330,020 ^a	,050	,119

a. Estimation terminated at iteration number 6 because parameter estimates changed by less than ,001.

Hosmer and Lemeshow Test

Step	Chi-square	df	Sig.
7	8,256	8	,409

Contingency Table for Hosmer and Lemeshow Test

		Malo=1 Bueno=0 = ,00		1,00		Total
		Observed	Expected	Observed	Expected	
Step 7	1	65	65,952	2	1,048	67
	2	58	59,457	3	1,543	61
	3	67	65,711	1	2,289	68
	4	63	61,364	1	2,636	64
	5	64	63,506	3	3,494	67
	6	63	61,700	3	4,300	66
	7	58	57,030	4	4,970	62
	8	57	61,392	11	6,608	68
	9	62	60,669	8	9,331	70
	10	51	51,219	16	15,781	67

Classification Table^a

Observed		Predicted		
		Malo=1 Bueno=0		Percentage Correct
		,00	1,00	
Step 7	Malo=1 ,00	403	205	66,3
	Bueno=0 1,00	14	38	73,1
	Overall Percentage			66,8

a. The cut value is ,079

Variables in the Equation

	B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)	95% C.I. for EXP(B)	
							Lower	Upper
Step 7a pasivofin_dummy	,516	,307	2,817	1	,093	1,675	,917	3,059
clasifgar_dummy	-1,069	,323	10,950	1	,001	,343	,182	,647
antigmeses_dummy	-,908	,316	8,253	1	,004	,403	,217	,749
vía_llegada_dummy	-,603	,316	3,649	1	,056	,547	,295	1,016
sexo_dummy	-,561	,318	3,111	1	,078	,571	,306	1,064
NRO_CUOTAS	,070	,023	9,254	1	,002	1,073	1,025	1,122
Constant	-2,369	,536	19,545	1	,000	,094		

a. Variable(s) entered on step 1: pasivofin_dummy, log_antigüedad, clasifgar_dummy, Edad_titular, clearing, antigmeses_dummy, vía_llegada_dummy, capital_miles, Destino_del_crédito, sexo_dummy, NRO_CUOTAS, Actividad_CIIU.