



UNIVERSIDAD
DE PIURA

REPOSITORIO INSTITUCIONAL
PIRHUA

**EVALUACIÓN CREDITICIA
APLICANDO UN MODELO DE CREDIT
SCORING EN EL ÁMBITO
MICROEMPRESARIAL: CASO CMAC
PAITA**

Luis Carlos Herrán Anticona

Piura, 24 de Julio de 2009

FACULTAD DE CIENCIAS ECONÓMICAS Y EMPRESARIALES

Programa Académico de Economía

Julio 2009

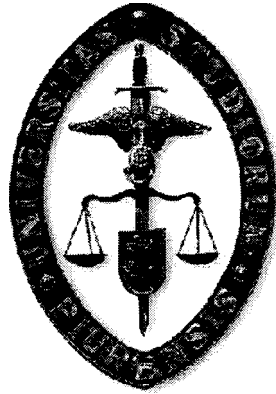


Esta obra está bajo una [licencia Creative Commons Atribución-NoComercial-SinDerivadas 2.5 Perú](#)

Repositorio institucional PIRHUA – Universidad de Piura

**UNIVERSIDAD DE PIURA
FACULTAD DE CIENCIAS ECONÓMICAS Y EMPRESARIALES**

PROGRAMA ACADÉMICO DE ECONOMÍA



**"EVALUACIÓN CREDITICIA APLICANDO UN MODELO DE
CREDIT SCORING EN EL ÁMBITO MICROEMPRESARIAL:
CASO CMAC - PAITA"**

TESIS

**QUE PRESENTA EL BACHILLER EN CIENCIAS CON
MENCIÓN EN ECONOMÍA Y FINANZAS**

LUIS CARLOS HERRÁN ANTICONA

PARA OPTAR EL TÍTULO DE LICENCIADO EN ECONOMÍA

PIURA - PERÚ

JULIO DE 2009

A mis padres Juan y Cecilia
por su gran apoyo de siempre.

Mi agradecimiento a la CMAC
Paita por toda la información
brindada y a mi profesora
asesora Brenda Silupú por
su tiempo y dedicación.

Resumen

El desarrollo del presente trabajo consiste en la elaboración de un modelo de Credit Scoring en el ámbito microempresarial aplicado a la CMAC Paita; los cuales son esenciales en toda América Latina para ayudar a resolver tres problemas económicos específicos: Primero, niveles de eficiencia inferiores a estándares internacionales en el sector financiero, Segundo, el relativo estancamiento de los préstamos del sector privado, y por último, el riesgo de crisis financieras, que a menudo derivan, en parte, de los problemas de selección adversa en el sector bancario. Así los Credit Scoring ofrecen múltiples beneficios en todos los niveles de la economía; permitiendo a los otorgantes de crédito extenderse a los segmentos del mercado que, históricamente, han sido menos favorecidos.

Se expone un marco teórico legal del sistema financiero y de las CMACs en particular; donde se analiza también el manejo del riesgo crediticio enfocado a la CMAC Paita.

Para el diseño del Credit Scoring se analizaron todos los Créditos Microempresariales (MES) vigentes al 31 de diciembre de 2008 brindados por la CMAC Paita; que fueron 1273. Se analizó también la actual evaluación crediticia, y en base a esto se mejoraron los puntos deficientes. Toda esta documentación obtenida se calificó y de acuerdo a esto es que se procedió al diseño del modelo haciendo uso del software econométrico Eviews; obteniendo finalmente un modelo Logit con el 94% de las predicciones correctas y una bondad de ajuste de 51%. A este mismo modelo se le evaluó su capacidad predictiva en base a los últimos 73 expedientes MES; obteniéndose el 78% de las predicciones correctas. La variable de mayor efecto marginal sobre la probabilidad de incumplimiento de pago es NOREF (0=Refinanciado, 1=Normal, 2=Castigado); y es que si el crédito fuera castigado la probabilidad de default disminuiría.

ÍNDICE

	Página
Introducción	01
Capítulo I: Marco Teórico	03
1.1. Marco General de las Micro y Pequeñas Empresas (MYPES)	03
1.2. Antecedentes de la Evaluación Crediticia	12
1.3. Marco Conceptual	18
1.3.1. Riesgo Crediticio	18
1.4. El Sistema Financiero Nacional	20
1.4.1. Marco Legal de la Cajas Municipales de Ahorro y Crédito en el Perú	25
Capítulo II: Manejo del Riesgo Crediticio	27
2.1. Riesgo Crediticio	27
2.2. Tecnología Crediticia y Minimización del Riesgo Crediticio	31
2.3. Análisis de Crédito	34
2.4. Administración del Riesgo Crediticio	36
Capítulo III: Fundamentos Teóricos y Econométricos del Credit Scoring	42
3.1. Definición del Credit Scoring	42
3.2. Ventajas y Desventajas del Credit Scoring	42
3.3. Utilidades Específicas del Credit Scoring	44
3.4. Requisitos para la Construcción de un Modelo de Credit Scoring	44
3.5. Modelos Usuales del Credit Scoring	45
3.5.1. Modelo Lineal de Probabilidad (MLP)	45
3.5.2. Modelo Logit	47
3.5.3. Modelo Probit	48
3.6. Medición de la Bondad de Ajuste	50
3.6.1. El R^2 de McFadden	51
3.6.2. El R^2 de Conteo (Proporción de Predicciones Correctas)	51
3.6.3. Los tests de Hosmer – Lemeshow y de Andrews	53

ÍNDICE

	Página
Capítulo IV: La Caja Municipal de Ahorro y Crédito de Paita S.A.	55
4.1. Reseña Histórica	55
4.2. Normatividad y Aspectos Legales	56
4.3. Tecnología Crediticia	57
4.4. Políticas de Créditos	58
4.5. Tipos de Créditos	63
4.6. Evolución de la CMAC Paita en el Sistema Financiero	66
Capítulo V: Aplicación del Credit Scoring	68
5.1. Tamaño Muestral	68
5.2. Variables Seleccionadas	68
5.3. Aplicación del Credit Scoring	74
5.4. Análisis de los Resultados	79
Conclusiones	82
Recomendaciones	85
Bibliografía	88
Anexos	92

Introducción

El presente trabajo pretende abarcar un tema importante en el ámbito microempresarial, cual es la evaluación y el manejo adecuado del riesgo crediticio que enfrentan las entidades financieras que incursionan en este sector. En esta oportunidad se ha escogido como caso-tipo a la Caja Municipal de Ahorro y Crédito de Paita S.A. – Oficina Principal de Paita, por ser la más significativa dentro de la CMAC Paita y por la importancia que vienen tomando sus créditos Microempresariales (MES) en su cartera total de créditos.

El sector microempresarial es un sector que actualmente se viene desarrollando muy fuerte en nuestro país; por consiguiente considero importante el estudio y análisis del mismo con el fin de determinar nuevas técnicas y métodos para la gestión crediticia.

La hipótesis central es la siguiente: *“El modelo de Credit Scoring es la herramienta más útil y más eficiente para la evaluación de los créditos microempresariales en la CMAC Paita; y por ende optimizaría todo este proceso de evaluación en comparación con la evaluación crediticia que tradicionalmente realiza la institución”*.

El objetivo general de este trabajo es diseñar un modelo de evaluación crediticia aplicado a la CMAC Paita, utilizando un modelo de Credit Scoring para evaluar su eficiencia. Una útil y moderna herramienta que le agilizará muchos de sus actuales procesos que realizan al evaluar una solicitud de crédito; así como también lograr un adecuado manejo del riesgo crediticio en el ámbito microempresarial; volviéndose más eficiente y competitiva.

Cabe resaltar que las CMACs son las principales proveedoras de microcréditos formales en el Perú; así como también han logrado total sustentabilidad a partir de un contexto macroeconómico favorable; la promoción de intermediación financiera a nivel local; un contexto institucional favorable y el apoyo de la cooperación internacional. A pesar de la crisis internacional; el Perú alcanzó un PBI de 9.84%; uno de los más altos del mundo.

Para un microempresario es importante acceder al crédito formal para lograr rentabilidad, organización empresarial, transferencia tecnológica, acceso al mercado, entre otros. Controlado lo anterior se contará con una actividad rentable y riesgo crediticio aceptable.

El presente trabajo se ha desarrollado en cinco capítulos. En el primer capítulo se presenta información actualizada de investigaciones relacionadas con el tema; de las micro y pequeñas empresas, del sistema financiero nacional y de las CMACs; centrando así el marco teórico de la investigación. El segundo capítulo se orienta al análisis de implementar el proceso de selección crediticia, para lo cual es necesario contar con adecuada tecnología crediticia. En el tercer capítulo se desarrollan los fundamentos teóricos y econométricos del credit scoring; esto abarca desde definiciones, ventajas, desventajas hasta resolución de modelos que posteriormente serán utilizados. El cuarto capítulo ha sido destinado a detallar la información más relevante de la CMAC Paita, para lo cual se presentan cuadros estadísticos mostrando su evolución desde los últimos 4 años. Finalmente se desarrolla el modelo de evaluación crediticia, el credit scoring, en el quinto capítulo. En éste se analiza todo el proceso para llegar a los resultados finalmente obtenidos. Después de todo esto, presentamos nuestras conclusiones y recomendaciones.

CAPÍTULO I

MARCO TEÓRICO

1.1. Marco General de las Micro y Pequeñas Empresas (MYPES).

El Crédito a la Micro y Pequeña Empresa (MYPE), es un importante pilar en el Sistema Financiero al tener la capacidad de captar recursos de las unidades superavitarias a través de sus ahorros en calidad de depósitos y los utiliza para ofrecer en carácter de préstamos a las unidades deficitarias carentes de los mismos, es lo que se conoce como Mercados de Intermediación Indirecta¹; donde el sector bancario es el que participa como agente intermediario. En el Cuadro N° 01 se presentan las instituciones que pertenecen al Sistema Financiero Peruano a Junio de 2008, detallando su monto y participación.

Cuadro N° 01

Composición del Sistema Financiero Peruano - Junio 2008			
Entidades	Activos		
	Número de Empresas	Monto (S/. Millones)	%
Empresas Bancarias	15	128,378	77.23%
Empresas Financieras	3	781	0.47%
Instituciones Microfinancieras no Bancarias	37	8,367	5.03%
Cajas Municipales	13	6,128	3.69%
Cajas Rurales de Ahorro y Crédito (CRAC)	11	1,144	0.69%
Entidades de Desarrollo de la Pequeña y Microempresa (EDPYME)	13	1,095	0.66%
Bancos Estatales	4	26,945	16.21%
Banco de la Nación	1	19,562	11.77%
Corporación Financiera de Desarrollo (COFIDE)	1	4,145	2.49%
Banco Agropecuario (Agrobanco)	1	304	0.18%
Fondo MiVivienda	1	2,934	1.76%
Empresas de Arrendamiento Financiero	5	1,761	1.06%
Entidades Supervisadas	64	166,232	100.00%
Fuente: SBS.			
Elaboración: Propia			

¹ Revista de la Facultad de Administración y Negocios de la Universidad Tecnológica del Perú. Año VI N°11. Perú, Lima Setiembre del 2007. Acceso al Crédito de las MYPES en el Perú. García Vera, Blanca. pp. 26-28.

Se entiende por microcrédito o crédito microempresarial (MES) aquel desembolso de dinero dirigido hacia las Mypes para financiar sus actividades de producción. Si bien el crédito MES a Diciembre de 2008 representa el 11%, después del crédito hipotecario (12%), crédito para consumo (19%) y crédito comercial (58%), no deja de ser relevante ya que el sector Mype se encuentra en una etapa actual de crecimiento y desarrollo.

Al año 2006 existen alrededor de 3,217,479 Mypes de las cuales el 98.45% son microempresas. Asimismo, del total de microempresas el 73.27% son informales, mientras que del total de pequeñas empresas tan solo el 31% contribuyen a la informalidad. Estas cifras las podemos comprobar observando el Cuadro N° 02 a continuación:

Cuadro N° 02

Distribución de MYPES	Perú 2006: Estimación del Número de MYPES Formales e Informales sin incluir Autoempleo					
	Formales 2/		Informales 3/		MYPES 1/	
	Número	Porcentaje	Número	Porcentaje	Número	Porcentaje
Microempresa	846,517	96.09%	2,321,234	99.35%	3,167,751	98.45%
Pequeña Empresa	34,466	3.91%	15,262	0.65%	49,728	1.55%
Total	880,983	100.00%	2,336,496	100.00%	3,217,479	100.00%
1/ Estimado por el método de los conductores- ENAHO INEI 2006 (Anual)						
2/ Estimado por el rango de ventas- Cuadro No 8						
3/ Calculado como la diferencia						
Fuente: ENAHO INEI 2006 (Anual) SUNAT 2006						
Elaboración: Propia						

Las Mypes son constituidas por una persona natural o jurídica bajo cualquier forma de organización o gestión empresarial contemplada en la legislación vigente; y tiene como objeto desarrollar actividades de extracción, transformación, producción, comercialización de bienes o prestación de servicios². En el Cuadro N° 03 podemos apreciar la distribución de la PEA al 2006; en la cual las Mypes emplean a 14 millones de peruanos para poder mantener su calidad y capacidad de emprendimiento reconocida mundialmente.

² Ley N° 28015 Ley de Promoción y Formalización de la Micro y Pequeña Empresa (Promulgada el 03 de Julio del 2003).

Cuadro N° 03

Segmento Laboral	Perú: Distribución de la PEA Total Ocupada según Segmentos Laborales 2002, 2006				
	2002		2006		Variación en el
	Valor Absoluto	%	Valor Absoluto	%	Periodo
A. Sector privado	8,201,811	68.0	10,128,859	70.4	23%
Microempresa 1/	6,352,695	52.6	7,871,924	54.7	24%
Pequeña empresa 1/	873,687	7.2	1,065,057	7.4	22%
Mediana y gran empresa	975,429	8.1	1,191,878	8.3	22%
B. Sector público	940,261	7.8	1,058,202	7.4	13%
C. Independientes	2,512,603	20.8	2,642,633	18.4	5%
Independientes no calificados 2/	2,348,527	19.5	2,486,689	17.3	6%
Independientes calificados	164,076	1.4	155,944	1.1	-5%
D. Trabajadores del hogar	415,397	3.4	550,615	3.8	33%
Total Relativo	12,070,072	100.0	14,380,309	100.0	19%
1/ Incluye a los independientes que emplean trabajadores familiares no remunerados (TFNR) y también a los T.F.N.R.					
2/ Incluye independientes no calificados rurales y urbanos					
Fuente: ENAHO INEI (Anual) 2006 y 2002					

La importante participación de las micro y pequeñas empresas en la generación de empleo, así como la contribución de este sector a la producción nacional se estima en un 42% del PBI³. Siendo el sector servicios que tiene una participación del 21%, seguido del sector agricultura con 10.4% y del sector industrial con 6.9%.

De manera similar, las Mypes tienen una baja participación dentro de las exportaciones totales directas del país. Se estima que en el año 2004 las exportaciones FOB de las micro y pequeñas empresas alcanzaron los US\$ 12.4 millones, lo que representó sólo el 2.2% de las exportaciones totales realizadas en ese año; no obstante que el número de empresas Mypes representó el 60% del total de empresas exportadoras⁴.

³ <http://blog.pucp.edu.pe/category/37/blogid/19>. Beneficios Sociales para las MYPE. Perú, 07 Octubre del 2008. Pág. 01.

⁴ Banco de Crédito del Perú. Nota Semanal. Economía y Finanzas Número XXIV. Semana del 11 al 17 de Junio del 2007.

Por otro lado, el crédito sigue estando fuertemente concentrado en los departamentos de la costa (entre junio 2005 y junio 2007 la concentración pasó de 94% a 92%); de igual forma la bancarización de nuevos agentes económicos es aún lenta y preocupante, considerando que en el Perú existen más de 3 millones de micro y pequeñas empresas, y que de ellas tan sólo cerca de 1 millón acceden al crédito formal, por lo que la capacidad de las Mypes para desempeñarse en forma efectiva ha sido limitada, principalmente por el escaso acceso a los servicios financieros.

Normalmente, la banca peruana se mostró en el pasado contraria a realizar operaciones con la microempresa, porque dichas actividades son percibidas como extremadamente riesgosas y de alto costo⁵, sin embargo a pesar de ello el Perú ha sido premiado por el Banco Interamericano de Desarrollo (BID) con el primer lugar en su informe anual “Entorno de negocios para las microfinanzas de América Latina y el Caribe”, más conocido como el Microscopio Regional, con una puntuación de 76.6 (sobre 100), Perú se ubicó por encima de Bolivia (74.4 puntos) y Ecuador (69.7) en el puntaje general para el año 2008⁶, por lo que la estrategia en los créditos es decisiva para convertir al sistema financiero en un eficiente y eficaz impulsor del crecimiento y desarrollo económico, financiero, social y ambiental.

En el Perú las instituciones microfinancieras, que principalmente se ubican en la costa, se encuentran en crecimiento⁷. Se presenta un incremento de las mismas, así al 2007 la región Lima tuvo en funcionamiento más de 40 oficinas, en su desempeño se observa que en

⁵ Banco Interamericano de Desarrollo, 1996.

CIES. Cajas Municipales, Microcrédito y Pobreza en el Perú. Perú 2008. <http://cies.org.pe/node/285> 27/08/2008.

⁶ <http://200.62.166.226/proyectoweb/index.php>. Consorcio de Organizaciones Privadas de Promoción al Desarrollo de la Micro y Pequeña Empresa. (COPEME). Perú, Lima Andina, 10 de Octubre del 2008. Pág. 01.

⁷ <http://blog.pucp.edu.pe/item/13459>. Universidad Católica del Perú. Comunidad Económica en Red. La Intermediación Financiera Indirecta en el Perú: Evolución Reciente. Perú Octubre del 2008. Pág.01.

conjunto, expandieron su oferta crediticia en 150% al pasar de los US\$ 269 millones en el 2003 a los US\$ 1,710 millones en junio de 2007.

Dentro de este rubro, el crédito a las microempresas representa el componente más importante sobrepasando el 50% aproximadamente, expandiéndose hacia sectores de menores recursos, que tradicionalmente estaban excluidos del crédito financiero.

En el Cuadro N° 04 a continuación, se presenta para cada entidad el monto en miles de nuevos soles acumulado del total de depósitos, créditos y créditos MES a Diciembre del 2008, así como también la participación que estos representan dentro la cartera total del Sistema Financiero Peruano. Como se aprecia, respecto al crédito MES, las Empresas Financieras son las más representativas con el 70.73%, seguidas de las EDPYMES, Cajas Rurales, Cajas Municipales y Banca Múltiple.

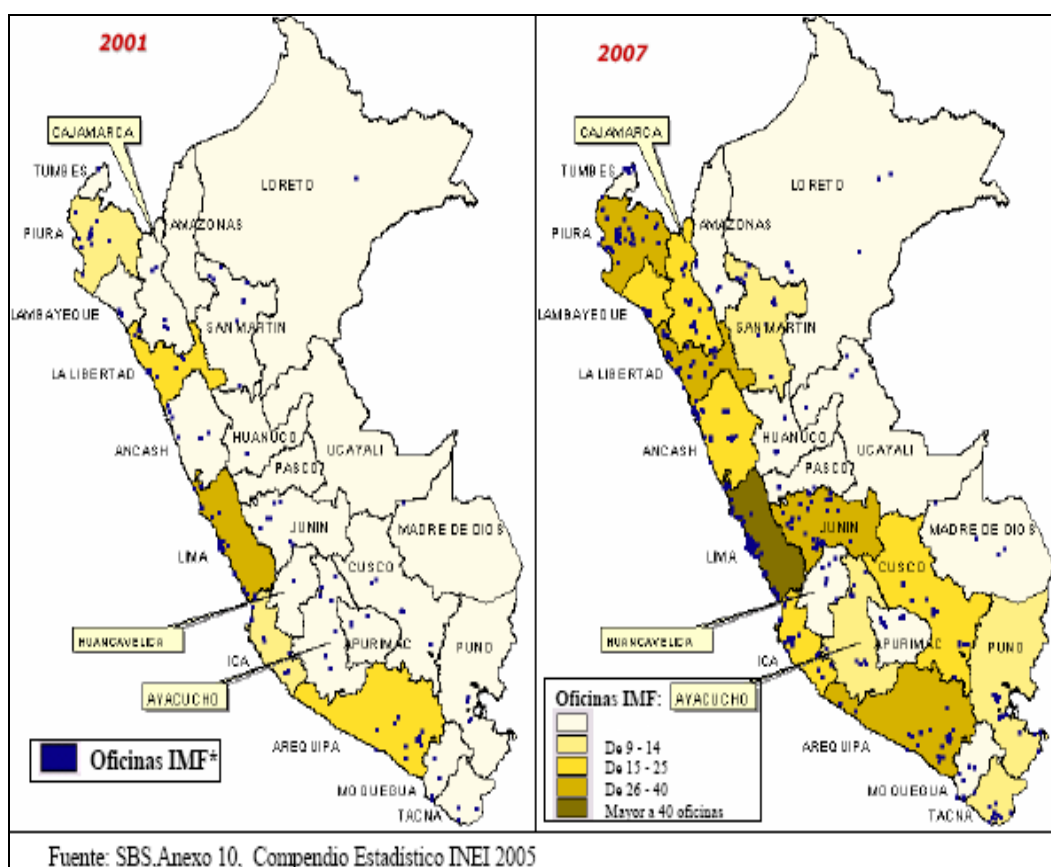
Cuadro N° 04

Depósitos, Créditos Totales y Créditos a Microempresas (MES) del Sistema Financiero					
Al 31 de Diciembre del 2008					
(En Miles de Nuevos Soles)					
Entidades	Depósitos		Créditos		
	Totales	Part.	Totales	MES	Part.
Banca Múltiple (16)	92,716,822	82.29%	88,404,427	5,538,960	6.27%
Empresas Financieras (03)	108,835	0.10%	868,078	613,954	70.73%
Cajas Municipales (13)	4,719,222	4.19%	5,886,170	2,991,282	50.82%
Cajas Rurales (10)	871,152	0.77%	1,078,117	618,674	57.38%
Entidades de Desarrollo de la Pequeña y Microempresa (EDPYME) (13)	0	0.00%	1,121,447	762,716	68.01%
Banco de la Nación (01)	14,259,639	12.66%	2,824,625	0	0.00%
Sistema Financiero	112,675,670	100.00%	100,182,864	10,525,586	10.51%

Fuente: SBS (Créditos Directos por Tipo de Crédito del Sistema Financiero).
Elaboración: Propia.

En lo concerniente a la Región Piura, a Junio del 2008 el Sistema Financiero estaba conformado por 18 instituciones financieras, de las cuales 10 brindan servicios a las Mypes⁸, no obstante, esta expansión en cobertura continúa siendo muy baja, sobre todo en los departamentos más pobres del país, tales como: Huancavelica, Ayacucho, Amazonas, Apurímac, Huánuco, Pasco y Loreto. En el Gráfico N° 01 se puede apreciar la situación real del 2001 y la proyectada del 2007; un claro incremento de oficinas de las Instituciones Microfinancieras (IMF) a lo largo del territorio nacional.

Gráfico N° 01
Perú 2007: Principales Instituciones Microfinancieras⁹



⁸ BCR. Sede Regional Piura. Síntesis Económica de Piura. Junio del 2008. pp.27-30.

⁹ MOGROVEJO González Jorge. Avances de la Regulación Peruana en Supervisión del Sector de las Microfinanzas. Superintendencia de Banca, Seguros y AFPs de Perú. Primera Minicumbre de Superintendentes de la Región Andina 24-25 Julio de 2008. pp.28

Con la Ley 28015 publicada el 3 de Julio de 2003, se aprobó la Ley de Promoción y Formalización de la Micro y Pequeña Empresa. Asimismo, por Ley N° 28851 publicada el 27 de julio de 2006, se modificaron los artículos 21° y 43° de la Ley N° 28015; y por Ley N° 29034 publicada el 10 de junio de 2007, se modificó el artículo 21° de la Ley N° 28015. El objeto de la Ley N° 28015 es la promoción de la competitividad, formalización y desarrollo de las micro y pequeñas empresas para incrementar el empleo sostenible, su productividad y rentabilidad, su contribución al Producto Bruto Interno, la ampliación del mercado interno y las exportaciones y su contribución a la recaudación tributaria¹⁰.

La legislación peruana al 2008¹¹ promueve a las pequeñas empresas en todas sus modalidades. El Decreto Legislativo N° 1086 publicado el 28 de Junio de 2008, Ley de Promoción de la Competitividad, Formalización y Desarrollo de la Micro y Pequeña Empresa y del Acceso al Empleo Decente¹², modificó la Ley 28015, Ley de Promoción y Formalización Micro y Pequeña Empresa.

Los principales cambios que hizo el Ministerio de Economía y Finanzas al proyecto elaborado por la cartera de Trabajo están relacionados con el Régimen Especial de Salud y con el Sistema de Pensiones Sociales (SPS)¹³.

Las instituciones que supervisan a las Cajas Municipales son la Contraloría General de la República, el Banco Central de Reserva, el Ministerio de Economía y Finanzas, las

¹⁰ Ley N° 28015.

¹¹ Constitución del Perú 1993, Título III del Régimen Económico Capítulo I: Principios Generales Artículo 59. pp.35.

¹² El Peruano, Lima 28 de Junio del 2008. Pág.01.

¹³ Sociedad Nacional de Industrias <http://www.sni.org.pe/servicios/legal/reportelegal/content/view/2440/>

instituciones que respaldan la solidez financiera. La Superintendencia de Banca, Seguros y AFP (SBS) de acuerdo a la Ley N° 26702, Ley General del Sistema Financiero y del Sistema de Seguros y Orgánica de la Superintendencia de Banca y Seguros, es el organismo encargado de la regulación y supervisión del Sistema Financiero, de las compañías de Seguros y, a partir del 25 de julio del 2000 del Sistema Privado de Pensiones (SPP)¹⁴.

La SBS clasifica a los créditos otorgados por las Instituciones Financieras en cuatro categorías: créditos comerciales, créditos a las micro empresas (MES), créditos de consumo y créditos hipotecarios para vivienda¹⁵; los mismos que se explican en los párrafos siguientes. Sin embargo para la presente investigación nos centraremos especialmente en los créditos MES debido a que corresponden a un sector de actual importancia en el país. Según cifras recientes, el 52% del total de créditos se les otorga a aquellos microempresarios que se están incluyendo al sistema formal¹⁶.

La SBS define a los créditos comerciales como los créditos directos o indirectos que se otorgan a personas naturales o jurídicas para financiar la producción y comercialización de bienes y servicios en las diferentes etapas. También se incluyen los créditos otorgados a personas jurídicas por medio de tarjetas de crédito, operaciones de arrendamiento financiero u otras formas de financiamiento con fines similares a los anteriores.

Los créditos MES son los créditos directos o indirectos que se otorgan a personas naturales o jurídicas para financiar las actividades de producción, comercio o prestación de servicios;

¹⁴ <http://www.sbs.gob.pe/PortalSBS/Quienes/Quienes.htm>. Pág. 01.

¹⁵ www.sbs.gob.pe/idxall/financiero/doc/resolucion/0808-2003.r.doc. Pág. 06-07.

¹⁶ http://www.radionacional.com.pe/?option=com_content&task=view_notp&ncid=19&id=15363&Itemid=1

que cuenten con un endeudamiento en el sistema financiero no mayor de US\$ 30,000 o su equivalente en moneda nacional al momento de otorgarse el crédito. En caso exceda al monto anterior se le considerará como crédito comercial. También se incluyen los créditos otorgados a personas naturales o jurídicas por medio de tarjetas de crédito, operaciones de arrendamiento financiero u otras formas de financiamiento con fines similares a los anteriores. Al referirse a personas naturales; su principal fuente de ingresos deberá ser la realización de actividades empresariales y no provenientes de rentas de quinta categoría. Aquella persona que junto a otra u otras empresas, formen un conglomerado financiero o mixto u otra asociación de riesgo único, no se considerará dentro de este tipo de crédito, según el art. 203 de la Ley General y que excedan los límites ya mencionados.

Los créditos de consumo son los créditos que se otorgan a personas naturales para poder cumplir con el pago de bienes, servicios o gastos no relacionados con una actividad empresarial. También se incluyen los créditos otorgados a personas naturales por medio de tarjetas de crédito, operaciones de arrendamiento financiero y cualquier otra forma de financiamiento según los fines ya establecidos.

Los créditos hipotecarios para vivienda son los créditos que se otorgan a personas naturales para la adquisición, construcción, refacción, remodelación, ampliación, mejoramiento y subdivisión de vivienda propia, debiendo estar amparados con hipotecas correctamente inscritas. Se incluyen también aquellos otorgados con la misma finalidad para los directores y trabajadores de la respectiva empresa del sistema financiero; como también las acreencias de contratos de capitalización inmobiliaria, respetando siempre el mismo fin.

1.2. Antecedentes de la Evaluación Crediticia.

Durante los 90's, el crédito del sistema bancario peruano al sector privado mostró un importante crecimiento sostenido, pasando del 3,3% del PBI en 1990 al 27,9% en 1999. Sin embargo, a partir del año 2000, el sistema bancario tuvo que enfrentar cambios importantes que han tenido como consecuencia la disminución sostenida del financiamiento bancario al sector privado hasta representar el 17,8% del PBI en diciembre del 2005. Un cambio importante se originó en respuesta a la crisis financiera internacional, la cual puso en evidencia ciertos problemas de gestión de riesgos al interior del sistema que llevó a la banca a restringir sus créditos¹⁷.

El acuerdo de Basilea II, indica las tecnologías de crédito que permiten a las entidades financieras evaluar la capacidad y voluntad de pago de su mercado objetivo, por lo que éstas deberían contar con una tecnología microfinanciera que optimice y agilice la gestión crediticia, reduciendo así los riesgos financieros y operativos.

Existen muchas instituciones financieras que utilizan como herramienta de gestión de créditos el *Credit Scoring*, cuya labor ha permitido reducir el racionamiento de crédito que durante muchos años ha caracterizado al segmento de microfinanzas, así como también incorporar nuevos prestatarios al sistema crediticio formal.

La condición necesaria para impulsar la rentabilidad y viabilidad de la actividad microempresarial es actuar simultáneamente en distintos frentes: Crédito, Investigación y Asistencia Técnica, Mercados y Comercialización; y Organización e Institucionalidad.

Dada la multiplicidad de entradas al tema microempresarial; obliga a tener bien definidos los roles y responsabilidades de los distintos agentes involucrados en este tema.

¹⁷ Mesías Mario & Otros. Banco Central de Reservas del Perú. El Costo del Crédito en el Perú Revisión de la Evolución Reciente. Perú 2006. Pág. 18-19.

En lo que toca al sector financiero, cada vez queda más claro que una de las condiciones fundamentales para su funcionalidad respecto del objetivo de desarrollo microempresarial es que esté sustentado en instituciones viables y sostenibles, de manera que garanticen una relación de largo plazo mutuamente provechosa para éstas y los microempresarios.

Sin embargo, la heterogeneidad existente del sector microempresarial exige respuestas a la medida en cada caso específico. En particular, la predominancia de los pequeños microempresarios requiere de instituciones financieras que, sin renunciar al objetivo de sostenibilidad, adecuen su tecnología crediticia a las peculiares características de este segmento en crecimiento; como lo es la actividad microempresarial.

Es así que cabe plantear la cuestión sobre cómo conciliar la sostenibilidad de las instituciones financieras con una apropiada cobertura del grupo meta. El nexo o factor vinculante de ambas facetas del servicio financiero es precisamente la tecnología crediticia, en tanto ésta implica el conjunto de procedimientos y elementos operativos a través de los cuales se adecua la oferta financiera a las características particulares de los clientes; en este caso de todos los microempresarios; sin perder de vista los objetivos institucionales de la entidad financiera y sus exigencias de viabilidad. Es importante definir con precisión cobertura y sostenibilidad, así como también investigar sobre las causas del incumplimiento de pago en microcréditos, destacando los canales de transmisión entre la evolución del escenario macroeconómico e institucional y el evento microeconómico de no pago.

Los métodos o modelos de *Credit Scoring*, traducido al español Credit significa crédito, confianza, honor, y Scoring significa marcar, ganar puntuación, lograr éxito¹⁸, a veces denominados *Score-Cards* o *Classifiers*, son algoritmos que de manera automática evalúan

¹⁸ Bilingual Dictionary Time Life. English-Spanish/ Español –Inglés. Colombia 2007. Pp. 168,395.

el riesgo de crédito de un solicitante de financiamiento o de alguien que ya es cliente de la entidad. Tienen una dimensión individual, ya que se enfocan en el riesgo de incumplimiento del individuo o empresa, independientemente de lo que ocurra con el resto de la cartera de créditos.

Aunque originalmente en los 70's se basaban en técnicas estadísticas (en particular, el análisis discriminante), en la actualidad también están basados en técnicas matemáticas, econométricas y de inteligencia artificial. En cualquier caso, los modelos de *Credit Scoring* emplean principalmente la información del evaluado contenida en las solicitudes de crédito y/o en fuentes internas y/o externas de información. El resultado de la evaluación se refleja en la asignación de alguna medida que permita comparar y ordenar a los evaluados en función a su riesgo, y al mismo tiempo cuantificarlo. Por lo general, los modelos de *Credit Scoring* le asignan al evaluado un puntaje o *score*, o una calificación, clasificación o *rating*¹⁹, que se espera agilice y optimice la evaluación crediticia.

A continuación se presenta el Cuadro N° 05; el mismo que se extiende en las próximas tres hojas; en el cual podemos apreciar de manera esquemática los antecedentes del Credit Scoring desde la década de los setentas en Estados Unidos. Luego de esta siguen numerosas investigaciones de diversos autores realizadas en distintos países, así por ejemplo la creación del modelo del “Zi-Score” por Edward Altman, para posteriormente adaptarlo a predecir la quiebra de la empresas. En la actualidad el Credit Scoring es desarrollado por la mayoría de los bancos de todo el mundo, así también como por diversas instituciones financieras, como un modelo de medición del riesgo crediticio.

¹⁹ Gutierrez Girault, Matías Alfredo. Modelos de Credit Scoring –Qué, Cómo, Cuándo y Para qué. Argentina Oct. 2007.

Cuadro N° 05

Modelo: Credit Scoring			
Año	País	Autor	Hechos y/o Investigaciones
1975	Estados Unidos	Constitución Política	Evento que reafirmó la completa aceptación del Credit Scoring fue el artículo Actos de igual oportunidad de crédito y su enmienda en la Constitución de Estados Unidos.
1977	Estados Unidos	Edward Altman	Teoría de la solvencia, sobre todo al haber creado el modelo original: "Zi-Score".
1979	Brasil	Baida Ribeiro	En economías emergentes se aplica el modelo Altman.
1980	Estados Unidos	Bancos e Instituciones Financieras	La llegada de las tarjetas de crédito a finales de los años 60, hace que las entidades bancarias y otras empresas emisoras de tarjetas utilicen el Credit Scoring. El éxito hizo que los bancos comenzaran a utilizarlos para otros productos, como préstamos personales y en los últimos años de esta década para préstamos hipotecarios y pequeñas empresas.
1988	Bancos Centrales de Alemania, Bélgica, Canadá, España, Estados Unidos Francia, Italia, Japón, Luxemburgo, Holanda, Reino Unido, Suecia, Suiza.	Acuerdo de Basilea	Surgen en el mundo una serie de modelos estadísticos y matemáticos que pueden constituirse en herramientas para que los entes de crédito aprendan a valorar el riesgo.
///...continuación			

Año	País	Autor	Hechos y/o Investigaciones
1988	Estados Unidos	“Studies in Banking and Finance” (North Holland; Vol. 7)	Investigaciones realizadas en países con economías emergentes tales como: España, Finlandia, Grecia, India, Malasia, Singapur, Turquía y Uruguay. Sin embargo, para esas fechas únicamente las autoridades de Malasia estaban utilizando el modelo predictivo de Altman con una base de datos en tiempo real.
1995	México	Altman, Hartzcel y Peck	Adaptación del modelo original “Z-Score Model”, lo que pretende es predecir la quiebra de las empresas.
1995	Estados Unidos	American Banker	Demostó que el 8% de los bancos pequeños y el 23% de los grandes usaba el método Credit Scoring para atender a la Pyme. Sólo dos años más tarde, una encuesta del Federal Reserve concluía que el 70% de los bancos ya usaba el Credit Scoring para atender a las pequeñas empresas. Este alto crecimiento, en parte, ocurrió porque a partir de 1995 estuvieron disponibles modelos de Credit Scoring que podían ser adquiridos.
1996	Estados Unidos Reino Unido	“Zeta Services Inc.”, “Advantage Financial Systems” (Boston); “Trust Division of the First Union Bank” (Carolina del Norte); “Datastream” (Reino Unido); “Performance Analisis Services Ltd” (Reino Unido). Altman y Saunders.	Grandes empresas, que utilizan y continúan estudios de investigación en el modelo: “Zeta Credit Risk System” o “Zeta Credit Scoring Model”. Uno de los más notables diseñadores del Credit Scoring Fair Isaac and Company Inc (FICO). Business Bank Board para Estados Unidos, demostró que el tiempo promedio requerido para aprobar un crédito a la Pyme era de 12,5 horas (había tiempos máximos de hasta dos semanas), y que el método de Credit Scoring lo reducía a menos de una hora (ciertamente si se utilizaba sólo ese método para asignar el crédito), con un costo promedio por crédito de U\$ 1,5 a U\$ 10.
///...continuación			

Año	País	Autor	Hechos y/o Investigaciones
1997	Estados Unidos	Hand y Henley. Mester.	Un modelo de Credit-Scoring (MCS) tradicionalmente se ha definido como algún método, generalmente estadístico, utilizado para clasificar solicitudes de crédito entre las categorías de “buenas” o “malas”, según la expectativa de repago que se les pueda atribuir.
2000	Estados Unidos	Schreiner. Avery Bostic Calem Canner	En países desarrollados, los Credit-Scoring con sus ventajas y desventajas han sido uno de las fuentes más importantes de incrementos de eficiencia durante los '90s. Más allá de los modelos de Credit Scoring tradicionales: El Modelo de Credit Scoring Ampliado por Microfundamentos (MCSaM).
2002	Estados Unidos	Liu	Metodología Credit-Scoring
2004-2006	Bancos Centrales de Alemania, Bélgica, Canadá, España, Estados Unidos Francia, Italia, Japón, Luxemburgo, Holanda, Reino Unido, Suecia, Suiza.	Acuerdo de Basilea II	Modelos de medición de riesgo crediticio desarrollado por los propios bancos.

Fuentes:

Ibarra Mares, Alberto. Análisis de las Dificultades Financieras de las Empresas en una Economía Emergente: Las Bases de Datos y las Variables Independientes en El Sector Hotelero de la Bolsa Mexicana de Valores. Universidad Autónoma de Barcelona Departamento de Economía de Empresas. España 2001.

Guillén Uyen Jorge. Morocidad Crediticia y Tamaño: Un Análisis de la Crisis Bancaria Peruana. Banco Central de Reserva del Perú. 2002.

Molly Pollack & Álvaro García. Serie 147. Financiamiento del Desarrollo Crecimiento, Competitividad y Equidad: Rol del Sector Financiero. Unidad de Estudios Especiales. Secretaría Ejecutiva. Santiago de Chile, 2004.

MPRA. Munich Personal RePEc Archive. Mortgage Defaults, Macroeconomics, and Institutional Arrangements: Beyond the Standard Credit Scoring. Mermelstein, David A. Centro de Investigación en Métodos Cuantitativos Aplicados a la Economía y la Gestión, Universidad de Buenos Aires. Noviembre 2006.

Elaboración: Propia.

1.3. Marco Conceptual.

1.3.1. Riesgo Crediticio.

La principal actividad de una entidad financiera es aquella que mejor la define y a la que dedica la mayor parte de sus esfuerzos. La actividad que genera la mayor parte de sus beneficios y los mayores riesgos, es la actividad crediticia. A continuación; en el Cuadro N° 06; se presentan los antecedentes del Riesgo Financiero y su evolución.

Cuadro N° 06

Antecedentes Históricos del Riesgo Financiero	
Riesgo Financiero	Historia del Riesgo
Versión Etimológica	De la palabra del catalán antiguo Recc y la lengua de occitano antiguo resege, básicamente de origen desconocido. Traducción: Peñasco Escarpado.
La palabra riesgo fue evolucionando	Designando a fenómenos de desequilibrio.
Siglo XVII	Rojas Zorrilla lo emplea como “contradicción o negación”.
Acepción más Divulgada	Peligro que se Corre.
Desde el punto de Vista Económico	Posibilidad que ocurra un suceso cuya probabilidad puede ser o no medible.
Análisis de criterios de diferentes autores	Contingencia o probabilidad de incurrir en una pérdida patrimonial como resultado de una transacción financiera o bien por mantener un desequilibrio o posición entre determinados activos o pasivos.
Fuente: Material de Trabajo en Administración del Riesgo Financiero. Aguilar Rodríguez (2008). Pp.2-6. Elaboración: Propia.	

Habitualmente la palabra riesgo tiene una connotación negativa: algo que debemos evitar. Sin embargo, el negocio bancario supone precisamente eso, la gestión de riesgos con el objetivo de obtener una rentabilidad que compense adecuadamente. Un banco es

básicamente una máquina de gestión de riesgos en busca de rentabilidad. De todos los riesgos a los que está expuesto el negocio bancario, el principal es el riesgo de crédito. Este se define como la posibilidad de incurrir en pérdidas como consecuencia del incumplimiento por parte del deudor de sus obligaciones en las operaciones de intermediación crediticia. El más grave de los incumplimientos es el impago.

El riesgo de crédito se puede dividir en dos tipos: el riesgo de insolvencia y el riesgo-país. El riesgo de insolvencia o contrapartida surge como consecuencia de la situación económica financiera del deudor y de la incapacidad de atender al pago de sus obligaciones. Por otro lado; el riesgo-país es provocado por el grado de solvencia (o insolvencia) del total de contrapartidas que pertenecen a un área geopolítica legalmente definida como Estado. El riesgo de crédito es el más importante al que está sujeta la actividad bancaria. Es el causante de la mayor parte de las crisis bancarias y ha llevado a numerosos bancos a la quiebra, poniendo en peligro al sistema bancario y al mismo sistema financiero de muchos países, de distintos niveles de desarrollo²⁰.

En el Perú, el análisis de la evolución del crédito al sector privado durante el período 1997-2000 puede ser dividido en tres etapas: a) Etapa pre-crisis Financiera en Rusia y Brasil (septiembre 1997-julio 1998), b) Crisis Rusa y Brasileña (agosto 1998-octubre 1999) y c) Etapa post-crisis Rusa y Brasileña (octubre 1999-septiembre 2000), las cuales están fuertemente relacionadas con la evolución del riesgo país²¹.

²⁰ José Carlos de Miguel Domínguez & otros. La Medición del Riesgo de Crédito y el Nuevo Acuerdo de Capital del Comité de Basilea. Universidad de Santiago de Compostela Facultad de Ciencias Económicas y Empresariales. España 2006. pp. 2-13.

²¹ José Berróspide & José Dorich. Aspectos Microeconómicos de la Restricción Crediticia en el Perú: 1997-2000. Banco Central de Reserva del Perú. pp. 3-9.

1.4. El Sistema Financiero Nacional.

El Sistema Financiero cumple un rol fundamental en el desarrollo y crecimiento de una economía. A través de la intermediación de fondos, los Sistemas Financieros eficientes generan asignaciones de activos óptimas entre los agentes de la economía, lo cual permite expandir la frontera de producción y alcanzar mayores niveles de utilidad, es decir, mejorar el nivel del bienestar social. En los Cuadros N° 07 - N° 09 se presenta de forma detallada el marco legal del Sistema Financiero Nacional desde la década de los noventas.

Cuadro N° 07

Perú: 1991-1999. Marco Legal del Sistema Financiero Nacional	
Época	Marco Legal
1991 A 1999	1991: Los lineamientos de política gubernamental establecieron su marco de desarrollo económico a través de los ejercicios del capital en entornos de libre mercado.
	1992: Reforma estructural en la legislación del Sistema Financiero se centró en la privatización. Liquidación de los Bancos Estatales de Fomento. Otras Empresas Financieras Estatales también fueron privatizadas.
	1993: Ley de Instituciones Financieras y de Seguros N° 770, Objetivo: Transformar la estructura tradicional de la Banca Privada, buscando a través de la desregulación y una mayor concurrencia, aumentar el tamaño relativo y la eficiencia general del Sistema Financiero para ampliar la cobertura del mercado.
	1996: Ley General para el Sistema Financiero y de Seguros, N° 26702. Objetivos: Mecanismos de intermediación a partir de criterios internacionalmente exigibles. Promoción de competitividad entre Instituciones Financieras para reducir los costos del dinero. Supervisión consolidada como instrumento, para que oficinas matrices de Bancos del Exterior y las autoridades de su país controlen sus riesgos. Consolidación de la SBS como órgano rector y supervisor del Sistema Financiero Nacional.
	1998: Ley No. 27008 del 04.12.1998. Ley que amplía la cobertura del fondo de seguros de depósitos y las facultades de la superintendencia de banca y seguros.
	1999: Ley No. 27102 del 05.05.1999. Objetivo: Un principio base en la filosofía de regulación y supervisión de la SBS es la protección de los ahorristas. Dicha protección se debe lograr cautelando la solvencia del sistema financiero a través de prácticas de regulación prudencial y una supervisión dinámica en un contexto de constantes cambios.
Fuente: El Peruano. www.elperuano.com.pe Elaboración: Propia.	

Cuadro N° 08

Perú: 2000-2005. Marco Legal del Sistema Financiero Nacional	
Época	Marco Legal
2000 A 2005	2001: Ley No. 27603 del 20.12.2001. Ley de Creación del Banco Agropecuario. Objetivo: El Banco tendrá por objeto social otorgar créditos, así como facilitar la concesión de líneas de crédito a través de otras empresas del sistema financiero con recursos públicos y privados.
	2002: Ley No. 27851 del 21.10.2002. Con dicha modificación, se establece que los bienes dados en hipoteca, prenda o warrant a favor de una empresa del sistema financiero, respaldan todas las deudas y obligaciones propias, existentes o futuras asumidas para con ella por el deudor que los afecta en garantía, siempre que así se haya estipulado expresamente en el contrato.
	2003: Ley No. 27964 del 17.05.2003. Los préstamos otorgados por el Fondo MIVIVIENDA a las empresas del Sistema Financiero para que realicen colocaciones hipotecarias, recibirán el mismo tratamiento que los instrumentos hipotecarios. En este caso, solo se requerirá la calificación previa de la Superintendencia para ser excluida de la masa.
	2004: Ley No. 28393 del 22.11.2004. Sean objeto de fusiones, absorciones o incrementos de capital, podrán solicitar autorización especial para la ampliación de sus operaciones, sin que esta solicitud signifique el acceso al integro de las operaciones incorporadas en el respectivo modulo, señalándose que esta autorización especial debe tener en consideración requerimientos de capital, de sistemas de control interno adecuados, de administración, y otros que determine la Superintendencia en función al tipo de operaciones adicionales solicitadas; que, resulta necesario precisar las condiciones para acceder al tratamiento especial, así como establecer los requisitos que deberán cumplir las empresas para realizar operaciones adicionales con la finalidad de lograr un sistema de ampliación de operaciones ordenada y gradual.
	2005: Ley No. 28579 del 08.07.2005. Sumilla: Dispone la conversión de Fondo Hipotecario de Promoción de la Vivienda - Fondo MIVIVIENDA en una sociedad anónima denominada Fondo MIVIVIENDA S.A. que tendrá por objeto la promoción y financiamiento de la adquisición, mejoramiento y construcción de viviendas. Sustituye el artículo y la Decimo Tercera Disposición Final y Complementaria de la Ley General del Sistema Financiero y del Sistema de Seguros y Orgánico de la Superintendencia de Banca y Seguros, Ley Nro.26702.
Fuente: El Peruano. www.elperuano.com.pe Elaboración: Propia.	

Cuadro N° 09

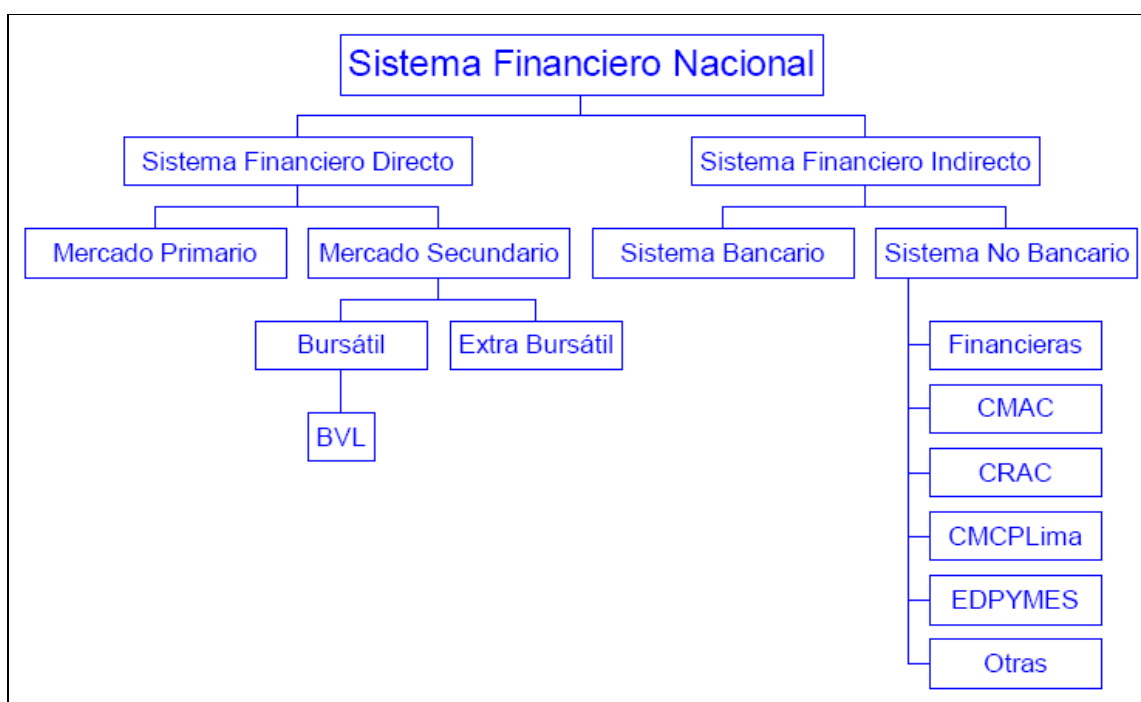
Perú: 2006-2009. Marco Legal del Sistema Financiero Nacional	
Época	Marco Legal
2006 A 2009	2006: Ley No. 28755 del 30.05.2006. Protege a los funcionarios interventores de denuncias penales. Estas deben dirigirse al ente supervisor. La SBS peruana es la primera entidad en América Latina en cumplir con los parámetros internacionales en su integridad.
	2007: Ley No. 28971 del 26.01.2007. Se crearon las Empresas Administradoras Hipotecarias, que tienen por objeto exclusivo otorgar y adquirir créditos inmobiliarios por cuenta propia y, en relación a ellos, emitir títulos valores, letras hipotecarias, cédulas hipotecarias, instrumentos hipotecarios y títulos de crédito hipotecario negociables, tanto en moneda nacional como extranjera.
	2008: Decreto Legislativo 1052, que modifica la Ley General del Sistema Financiero y del Sistema de Seguros y Orgánica de la Superintendencia de Banca y Seguros, Ley 26702, para incluir las disciplinas del Acuerdo de Promoción Comercial entre el Perú y los Estados Unidos de América.
	2009: Decreto Legislativo 1028, que modifica la actual Ley de Bancos, la mayor parte de sus disposiciones entra en vigencia en julio del 2009. El principal objetivo del decreto es el fortalecimiento de las entidades financieras, para lo cual se busca hacerlas menos propensas al riesgo. Los artículos más relevantes de la nueva norma son el 186 y el 199. Este último artículo reduce el límite de apalancamiento de once a diez veces el patrimonio efectivo, lo que equivale a decir que para prestar la misma cantidad que las entidades crediticias prestan ahora, las instituciones deben tener más activos. Por su parte, el artículo 186 incorpora en la medición de riesgos uno adicional: el riesgo operacional, con lo cual las instituciones crediticias también deben incrementar sus activos para mantenerse en el sistema. Es verdad que el artículo 285 autoriza a las cajas rurales a realizar nuevas operaciones como factoring, pero estas operaciones no podrán beneficiar a los pequeños agricultores si estos no emiten facturas.
Fuente: El Peruano. www.elperuano.com.pe Elaboración: Propia.	

El Sistema Financiero constituye el marco institucional que pone en contacto a los agentes económicos (familias, empresas, estado) ofertantes y demandantes de fondos prestables (ahorro), para efectuar transacciones financieras de captación y aplicación de fondos.

Tradicionalmente el Sistema o Mercado Financiero se puede clasificar en dos: por un lado el Sistema de Intermediación Indirecta (SII), Sistema Bancario o Mercado de Dinero cuya

institución de supervisión y control es la Superintendencia de Banca y Seguros; y por el otro lado el Sistema de Intermediación Directa (SID), Sistema No Bancario o Mercado de Valores cuya institución de supervisión y control es CONASEV²². A continuación en el Gráfico N° 02 podemos apreciar el esquema actual del Sistema Financiero Nacional.

Gráfico N° 02



Fuente: Bolsa de Valores de Lima.

El Mercado de Dinero es en el cual el objeto de negociación es el dinero, y como cualquier otro bien o activo éste tiene un precio, el cual está representado por la tasa de interés y está en función del Índice de Precios al consumidor (IPC). Este mercado está representado básicamente por los bancos. Se le llama Indirecto porque el dinero que deposita un inversionista en un banco es invertido por éste y obtenga o no rentabilidad de sus inversiones, está en la obligación de pagar intereses y devolver el dinero.

²² Guía Para la Remisión de Información en el Mercado de Valores. Primera Sección: Importancia de la Información y la Transparencia en el Mercado de Valores.

El Mercado de Valores es en el cual el objeto de negociación son activos financieros o valores mobiliarios (acciones, bonos, papeles comerciales, etc.). Lo que se compra o vende, son valores mobiliarios con vencimientos inferiores y superiores a un año, y como cualquier otro bien o activo éste también tiene un precio, el cual está en función de la rentabilidad y el riesgo. Se le llama Directo porque un inversionista compra directamente los valores de una empresa y la rentabilidad de esta inversión depende de la gestión de dicha empresa. Es así que en este mercado la información se convierte en herramienta fundamental para la toma de decisiones de inversión.

En el Cuadro N° 10 podemos apreciar la composición del Sistema Financiero al cierre del año 2008; conformado por 60 empresas y con más de S/.160 mil millones en activos; superior en 28,3% con relación a fines de diciembre del 2007. Si bien las empresas bancarias comprenden el 26,67% del total de empresas del sistema financiero, son las que recaudan el 92,22% del total de activos, alcanzando un crecimiento anual de 36,3%, seguido de las cajas municipales con un crecimiento anual de 32,7%.

Cuadro N° 10

	Numero de Empresas	Activos	
		Monto (S/. Millones)	%
Empresas bancarias	16	147 694	92,22
Empresas financieras	3	1 024	0,64
Instituciones microfinancieras no bancarias (IMFNB)	36	9 797	6,12
Cajas municipales (CM)	13	7 107	4,44
Cajas rurales de ahorro y crédito (CRAC)	10	1 384	0,86
Entidades de desarrollo de la pequeña y microempresa (Edpyme)	13	1 306	0,82
Empresas de arrendamiento financiero	5	1 645	1,03
SISTEMA FINANCIERO	60	160 161	100

Fuente: SBS.

1.4.1. Marco Legal de las Cajas Municipales de Ahorro y Crédito en el Perú.

Las Cajas Municipales empezaron a funcionar en Alemania desde hace más de 150 años como pequeñas instituciones que captaban el ahorro popular. Ofrecían a sus clientes una efectiva custodia de su dinero, pagando intereses competitivos y otorgaban a los ahorristas una garantía absoluta de sus depósitos²³. En el Cuadro N° 11 a continuación se presenta el marco legal de las CMACs desde la década de los ochentas.

Cuadro N° 11

Marco Legal de las Cajas Municipales de Ahorro y Crédito (CMACs)	
Época	Marco Legal
1980 A 1990	1980: Decreto Ley N° 23039 del 14.05.80, se promulgó la que autorizó la creación de las Cajas Municipales de Ahorro y Crédito. Esta norma se da tomando como base la nueva Constitución Política de 1979.
	1981: Decreto Supremo N° 147-81-EFC del 08.07.81, mediante, se reglamenta el D.L. 23039, estableciéndose los requisitos para la constitución de Cajas Municipales de Ahorro y Crédito en los Concejos Provinciales del país.
	1985: SBS N° 039-85 del 01.02.85, autorizó a la CMAC-Piura a captar Depósitos del público, lo que le permitió que en el periodo de 1985-1987, con el apoyo de la GTZ, introducir un nuevo producto plan progresivo de depósitos.
	1986: DS N° 191-86-EF, que estableció un marco regulador más preciso para el desenvolvimiento de las operaciones de las CMACs, determinando los principios fundamentales para el desarrollo más eficiente de sus actividades.
	1987: DS. N° 191-86-EF, se creó la Federación Peruana de Cajas Municipales de Ahorro y Crédito (FEPCMAC).
	1988: Las CMACs se afiliaban al Instituto Internacional de Cajas de Ahorro (IICA), organismo mundial que agrupa a las Cajas y grupos de Cajas de Ahorro.
	1990: DS 157-90-EF del 29.05.90, establece que los órganos de gobierno de las Cajas Municipales de Ahorro y Crédito son el Directorio y la Gerencia. El Directorio de las Cajas Municipales de Ahorro y Crédito está integrado por siete miembros: tres representantes de la Municipalidad, un representante de la Iglesia Católica, un representante de la Cámara de Comercio, un representante de COFIDE y un representante de los pequeños comerciantes o productores.
///....continuación	

²³ Zeinteger, Claus Peter. "Democratizar, Profundizar y Descentralizar el Sistema Financiero". Pág. 21.

Marco Legal de las Cajas Municipales de Ahorro y Crédito (CMACs)	
Época	Marco Legal
2000 A 2009	2004: SBS N° 114-2004 del 23.01.24 se modificó el reglamento sobre conversión a sociedades anónimas y participación accionaria de las Cajas Municipales.
	2009: Decreto Legislativo 1028, que modifica la actual Ley de Bancos, la mayor parte de sus disposiciones entran en vigencia en julio del 2009. Faculta a las Cajas Municipales a ampliar las operaciones a realizar Art. 286 de la Ley con lo que las cajas tiene oportunidades de crecimiento en sus actividades.
Fuente: http://www.cmacpiura.com.pe/docs/F000000137.pdf . Memoria 2005. Historia. Elaboración: Propia.	

Las Cajas Municipales según la ley 26702 art. N°282 inciso N°4 de la Ley del Sistema Financiero, son aquellas que captan recursos de público, y su especialidad consiste en realizar operaciones de financiamiento a pequeñas y microempresas.

Las Cajas Municipales tienen al 2008 veintiséis años desde el inicio de sus operaciones con la de Piura (04-Ene-82), Trujillo (12-Nov-84), Santa (03-Mar-86), Arequipa (10-Mar-86), Sullana (19-Dic-86), Maynas (11-Set-87), Cusco (28-Mar-88), Huancayo (08-Ago-88), Ica (21-Oct-89), Paita (02-Nov-89), Pisco (03-Mar-92), Tacna (01-Jun-92), Chíncha (22-Dic-97); la cual se fusionó con la CMAC Ica a partir de julio 2006, y la Caja Municipal de Crédito Popular de Lima (08-Set-1949). En total son 13 cajas que lideran el crédito a la microempresa, debido principalmente a que el costo del financiamiento que enfrentan las Pymes es significativamente mayor en la Banca. Parte importante de dicho costo está explicado por los costos administrativos asumidos para el manejo de información y la gestión de riesgos, así como también por el efecto escala, es decir se tiene que enfrentar la capacidad de lograr reducir el riesgo a través de diversos mecanismos o métodos.

CAPÍTULO II

MANEJO DEL RIESGO CREDITICIO

2.1. Riesgo Crediticio.

Según Hernán Cardozo Cuenca, en su libro *Auditoría del Sector Solidario*, define el riesgo crediticio como la posibilidad de que una entidad incurra en pérdidas y se disminuya el valor de sus activos, como consecuencia de que sus deudores fallen en el cumplimiento oportuno o cumplan imperfectamente los términos acordados en los respectivos contratos. Toda la Cartera de Créditos está expuesta a este riesgo, en mayor o menor medida.

Tenemos por ejemplo el caso del Sector Agricultura y Ganadería (mínima diferencia entre CMACs y CRACs) donde el 49.26% de Créditos Comerciales y MES es financiado por las CMACs, el 36.85% por las CRACs y el 13.89% por las EDPYMEs (a diciembre de 2008). Según la SBS entre junio de 2007 y junio de 2008, el total de activos de las Instituciones Microfinancieras No Bancarias (IMFNB) mantuvieron su tendencia ascendente al crecer en 18.4%, aunque con una desaceleración respecto al crecimiento de periodos anteriores (el crecimiento anual a diciembre de 2007 fue de 22.3%). Dicha desaceleración fue influenciada por las EDPYMEs, cuyos activos disminuyeron en 4.9% respecto a junio 2007, producto de la transformación en marzo de 2008 de Edyficar de Edpyme en financiera, entidad que explicaba alrededor del 33% del total de activos de dicho subsistema. Sin embargo, los activos de las CMACs y las CRACs crecieron en 23.4% y 20.9%, respectivamente, más que compensando la caída de los activos de las EDPYMEs.

Aunque existen diferencias entre las CRACs y las CMACs, el Sector Agricultura y Ganadería tiene un alto riesgo crediticio debido a la dependencia de las condiciones climáticas y de la habilidad del agricultor, siendo necesario un buen manejo del riesgo crediticio. Así las CRACs podrían aumentar su participación en el total de activos de las IMFNB (14.13% a Diciembre de 2008), mientras que las CMACs representaron el 72.54% en el mismo año. Por otra parte, las EDPYMEs alcanzaron el 13.33%.

En el caso de la CMAC Paita que está relacionado con el Sector Pesca por la zona geográfica, hay que tener en cuenta que el riesgo crediticio aumenta debido al Fenómeno del Niño y a sus consecuencias negativas en la producción pesquera, así como también los ciclos de abundancia o escasez del Sector Pesquero de acuerdo a la zona.

La evaluación del riesgo crediticio de cada tipo de crédito o contrato se realiza de acuerdo a una metodología que fije el respectivo organismo de dirección de la entidad vigilada. Esta metodología interna debe contener por lo menos dos elementos²⁴:

- a) La probabilidad de deterioro o de cambio en la calificación de riesgo del crédito (probabilidad de no pago o tasa de morosidad esperada).
 - b) La estimación o cuantificación de la pérdida en que incurriría la entidad en caso de que se produzca el evento anterior, durante un horizonte de tiempo determinado (por ejemplo, 12 meses). Para esta estimación es importante, entre otros aspectos, calcular el valor o tasa de recuperación del valor del activo en el evento de que el crédito se vuelva irrecuperable.
- La existencia e idoneidad de las garantías que respaldan los créditos son un factor determinante a considerar en este contexto.

²⁴ Superintendencia Bancaria de Colombia. Cap. II: Gestión del Riesgo Crediticio. Circular Externa 050. Octubre 2001.

Criterios para la Evaluación del Riesgo Crediticio: Las evaluaciones y estimaciones de la probabilidad de deterioro de los créditos y de las pérdidas esperadas deben efectuarse ponderando adecuadamente distintos criterios objetivos y subjetivos. Cada entidad debe establecer su propia metodología y criterios para llevar a cabo dichas evaluaciones, dentro de los cuales las entidades financieras deben tener en cuenta los siguientes aspectos²⁵:

a) Capacidad de pago del deudor: La evaluación de la capacidad de pago esperada de un deudor o proyecto a financiar es el proceso fundamental para determinar la probabilidad de no pago del respectivo crédito.

b) Garantías que respaldan la operación²⁶: Las garantías que respaldan la operación son necesarias para calcular las pérdidas esperadas en el evento de no pago. En este sentido, son fundamentales para determinar el nivel de las provisiones, pero no se deben tener en cuenta para calificar los créditos. Se entiende por garantías idóneas aquellas seguridades debidamente perfeccionadas que tengan un valor establecido con base en criterios técnicos y objetivos, que ofrezcan un respaldo jurídicamente eficaz al pago de la obligación garantizada al otorgar a la entidad acreedora una preferencia o mejor derecho para obtener el pago de la obligación y cuya posibilidad de realización sea razonablemente adecuada.

c) Aviso oportuno del deudor: La entidad prestamista debe recomendar a los potenciales deudores dar aviso oportuno de cualquier problema que pueda poner en riesgo el servicio o pago adecuado de la respectiva deuda. Esto, con el propósito de disminuir las pérdidas potenciales en que podrían incurrir deudores y acreedores en caso de presentarse dificultades de pago por parte del primero.

²⁵ Superintendencia Bancaria de Colombia. Cap. II: Gestión del Riesgo Crediticio. Circular Externa 050. Octubre 2001

²⁶ Doctrinas y Conceptos Financieros 2002. Garantías Admisibles.

d) Información previa al otorgamiento de un crédito: Las entidades vigiladas deben velar porque el deudor potencial tenga un cabal entendimiento de los términos y condiciones del contrato de crédito.

Para propósitos de información, evaluación del riesgo crediticio, aplicación de normas contables y constitución de provisiones, entre otras, la cartera de créditos se clasifica en las siguientes cuatro modalidades según la SBS²⁷: créditos comerciales, créditos a microempresas (MES), créditos de consumo y créditos hipotecarios para vivienda. El presente trabajo se centrará en todos los créditos MES; por ser el de mayor participación a nivel consolidado de la cartera de créditos de las Cajas Municipales de Ahorro y Crédito.

Los Créditos a las Microempresas (MES) son aquellos destinados a financiar actividades de producción, comercio o prestación de servicios, cuyo límite de endeudamiento en el sistema financiero no exceda de US \$30,000 o su equivalente en moneda nacional; en caso exceda dicho monto será clasificado como un crédito comercial. También se consideran como créditos MES, sean personas naturales o jurídicas, a través de tarjetas de crédito, operaciones de arrendamiento financiero u otras formas de financiamiento con fines similares. En el caso de personas naturales, éstas deberán tener como principal fuente de ingresos la realización de actividades empresariales y no ingresos provenientes de rentas de quinta categoría. No se considerará como crédito MES a aquella persona que, conjuntamente con otra u otras empresas, constituyan un conglomerado financiero o mixto, o cualquier tipo de asociación de riesgo único, según el art. 203° de la Ley General, y que sobrepasen los límites mencionados.

²⁷ Resolución S.B.S. N° 808-2003. Capítulo I: Conceptos y Principios para la Evaluación y Clasificación del Deudor.

2.2. Tecnología Crediticia y Minimización del Riesgo Crediticio.

La tecnología crediticia es el conjunto de principios, políticas, procedimientos y prácticas aprendidas y desarrolladas por una Institución que se propone penetrar en el mercado financiero a las MYPEs y busca fundamentalmente sustituir las garantías tradicionales que no tienen las MYPEs por sustitutos que limiten los riesgos y los costos de la información sin elevar el costo del crédito. Se trata entonces de desarrollar mecanismos de selección y retención eficientes que minimicen los riesgos y que a su vez no generen altos costos²⁸. En el Cuadro N°12 a continuación se muestran las diferentes cinco categorías de crédito existentes para cada tipo de crédito según la denominación de la SBS.

Cuadro N° 12
Categorías de Crédito y Calificación del Riesgo

CATEGORÍA	COMERCIAL	CONSUMO / MES	VIVIENDA
Normal	Máximo 30 días vencidos	Máximo 08 días vencidos	Máximo 30 días vencidos
Con Problemas Potenciales	Máximo 60 días vencidos	Máximo 30 días vencidos	Máximo 90 días vencidos
Deficiente	Máximo 120 días vencidos	Máximo 60 días vencidos	Máximo 120 días vencidos
Dudoso	Máximo 365 días vencidos	Máximo 120 días vencidos	Máximo 365 días vencidos
Pérdida	Mayor a 365 días vencidos	Mayor a 120 días vencidos	Mayor a 365 días vencidos

Fuente: Resolución S.B.S. N° 808-2003. Capítulo I: Clasificación del Deudor.
Elaboración: Propia

²⁸ Glosario de Términos Microfinancieros. Asociación de Instituciones Financieras para el Desarrollo Rural - Bolivia.

La tecnología crediticia se basa en una evaluación rigurosa y en base a la cual se establece una relación financiera que tiende a ser de largo plazo, con el fin de atender sus necesidades financieras, tanto de capital de trabajo como de activos fijos. En el caso de la CMAC Paita; ésta presenta algunas deficiencias en cuanto a tecnología crediticia, es así que la CMAC Paita aún no cuenta con un sistema informático debidamente implementado para una eficiente evaluación y control crediticio; actualmente utiliza la metodología Experto brindado por la empresa Equifax, la cual requiere de escasa información. No utiliza la metodología del Credit Scoring debido a la falta de implementación del software necesario.

*Principios de la Tecnología Crediticia:*²⁹

a) Facilidad en el Acceso al Crédito: Es básico para entrar en el mercado de la MYPE; ya que éstas tienen grandes dificultades en eso. Según un reciente informe, para ser sujeto de crédito, la microempresa debe tener una antigüedad mínima de 6 meses y no mayor a los 60 años de edad; para poder apreciar cierta estabilidad en el negocio y capacidad de gestión.

b) Rapidez en el Servicio al Cliente: Es fundamental; complementa al principio anterior. Las MYPEs valoran en gran medida el crédito rápido, porque de esa forma pueden aprovechar mayores oportunidades de negocio y atender a toda su clientela.

c) Financiamiento de Capital de Trabajo al Inicio: Se basa en una estrategia de asimilación de riesgos gradual. Por ello al inicio de un programa de créditos MYPE es recomendable empezar financiando capital de trabajo y luego de conocer a los clientes y adquirir más experiencia crediticia se puede financiar activos fijos.

²⁹Acosta Parra Fabio. "Tecnología Crediticia para la Pequeña y Mediana Empresa". 2003

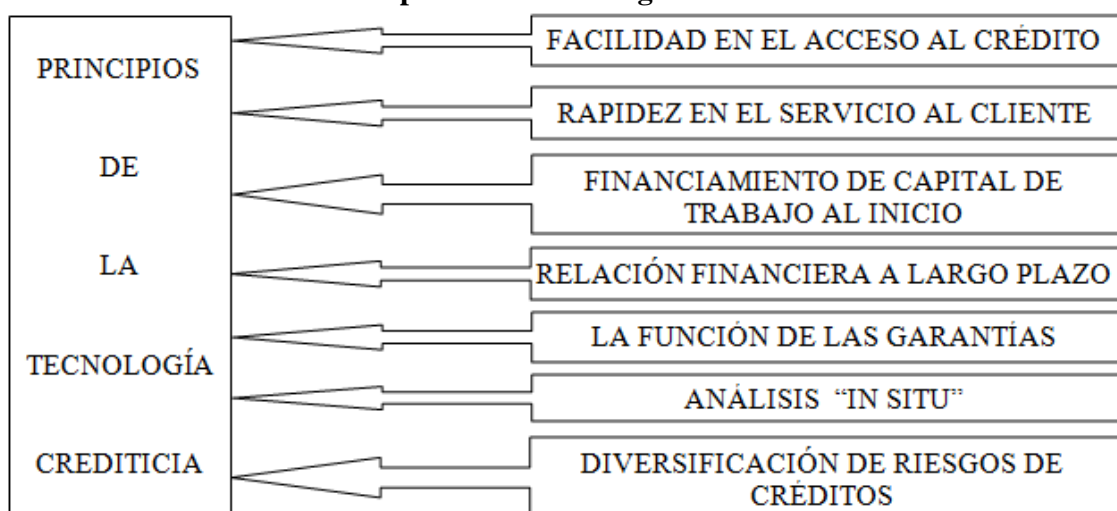
d) Relación Financiera a Largo Plazo: Es importante que los primeros préstamos sean de montos pequeños y plazos cortos, porque permiten conocer al cliente y sobre esta base mantener una relación financiera en el tiempo.

e) La Función de las Garantías: Lo fundamental en el análisis crediticio es la evaluación del negocio y de la unidad familiar para determinar la capacidad y voluntad de pago, no las garantías; éstas son sólo coberturas complementarias del riesgo.

f) Análisis “In Situ”: Se refiere al análisis del crédito adaptado a la realidad de la unidad económica y la unidad familiar, con el fin de evaluar la potencialidad o viabilidad de la MYPE (voluntad y capacidad de pago) y el financiamiento de las necesidades de liquidez de la unidad en su conjunto (unidad empresarial y familiar).

g) Diversificación de Riesgos de Créditos: Principio general en todas las instituciones financieras que busca reducir las concentraciones de riesgos de créditos. Diversificación por ámbito geográfico, actividades y/o sectores económicos, grupos familiares o por clientes individuales. En el siguiente esquema se presentan todos los principios.

Gráfico N° 03
Principios de la Tecnología Crediticia



Fuente: Acosta Parra Fabio. “Tecnología Crediticia para la Pequeña y Mediana Empresa”. 2003

2.3. Análisis de Crédito.

El análisis de crédito es considerado como un arte; ya que no hay esquemas rígidos y que por el contrario es dinámico y exige creatividad. Sin embargo resulta importante dominar las diferentes técnicas de análisis de créditos y complementarla con una amplia experiencia y buen criterio, asimismo es necesario contar información disponible, necesaria y suficiente que permita minimizar el número de incógnitas para poder tomar la decisión correcta.

En el caso de la CMAC Paita; según lo informado; la experiencia demuestra, por citar un caso, que no se deben de colocar créditos solamente de acuerdo a la solicitud del cliente sino más bien adecuarlas de acuerdo a los ingresos netos del cliente y además teniendo muy en cuenta el flujo que generarán los recursos que se les están prestando; es decir realizando proyecciones; mediante una estrecha supervisión evitando así el sobreendeudamiento. La misma experiencia enseña que se debe otorgar el crédito de acuerdo al ciclo productivo y/o comercial del producto y no necesariamente de acuerdo al plazo solicitado.

Es necesario saber cuál es el destino que se le dará al crédito y/o préstamo solicitado, por ello existen cuatro motivos necesarios para conocer el destino del crédito³⁰: comprobar la coherencia con las políticas de créditos de la Institución, evaluar correctamente el crédito, fijar condiciones acordes con las necesidades y ejercer un control al deudor.

Es importante también considerar por ejemplo los años que la empresa trabaja con la Institución porque se cuenta con un historial crediticio y financiero, es decir su

³⁰ Riesgo Crediticio: www.lawebdelemprendedor.com.ar

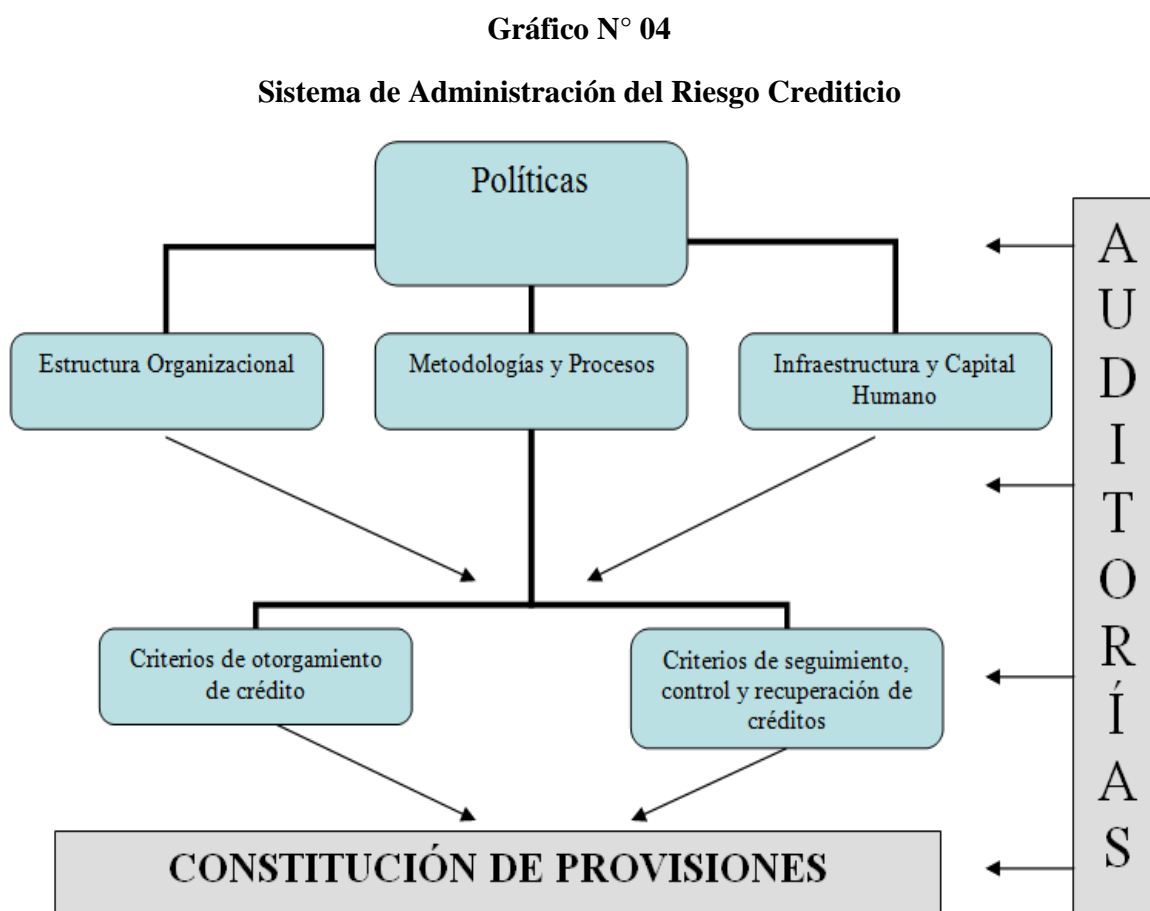
cumplimiento histórico, solicitud de préstamos inusuales o excesivos, falta de programación en sus pagos, cumplimiento de pago en tiempo difíciles, puntualidad, manejo de su cuenta corriente, días de sobregiros, manejo ordenado de sus documentos y papeles, qué tan accesible es cuando se solicita una entrevista o llamada telefónica, comportamiento, educación, cordialidad, etc. En resumen es sumamente importante tener en cuenta la seriedad y moralidad del cliente.

El comportamiento del pasado de un cliente con una institución es un elemento muy importante para la decisión de futuros créditos, sin embargo es un elemento necesario pero no suficiente, ya que hay que ver los aspectos cualitativos y cuantitativos. El análisis de crédito debe contemplar aspectos cualitativos (honorabilidad, administración, mercado de producción, competencia, etc) y cuantitativos (balances, estado de pérdidas y ganancias, flujos de caja, etc.).

El análisis de los aspectos cualitativos es uno de los aspectos más importantes y al mismo tiempo más difíciles de evaluar, su dificultad se debe a que son aspectos subjetivos; dependen del evaluador únicamente el cual puede verse influenciado por aspectos externos; subjetivos como la capacidad del ejecutivo, o la eficiencia de un Sistema Gerencial, son importantes porque de ellos depende la gestión de una empresa. El conocimiento cuantitativo del desempeño y de las características de préstamos ya cancelados se utiliza en la calificación estadística para predecir el desempeño de préstamos actuales con características similares, es decir se puede pronosticar en base a lo histórico.

2.4. Administración del Riesgo Crediticio³¹.

La Entidad Financiera debe contar al menos con los componentes básicos del Sistema de Administración del Riesgo Crediticio (SARC): políticas claras de administración de riesgos, una estructura organizacional adecuada, metodologías y procesos apropiados para la gestión de riesgos, así como un proceso de auditoría general. En el Gráfico N° 04 se muestra un esquema resumen sobre la administración del riesgo crediticio.



Fuente: Superintendencia Bancaria de Colombia: anexo carta circular 31. Año 2002

³¹ Superintendencia Bancaria de Colombia: anexo carta circular 31. Año 2002.

Políticas y Estructura Organizacional: La definición de una política clara de administración de riesgo por parte de la Junta Directiva de la entidad, constituye el eje central del SARC. Esta política debe reflejar el nivel de tolerancia frente al riesgo dado al nivel de rentabilidad esperado, generando límites para las distintas exposiciones del portafolio de crédito, acordes con el capital de respaldo. Asimismo, la Junta debe garantizar o exigir a la administración de la entidad la asignación adecuada de tiempo y recursos físicos y humanos para el cumplimiento de esta política, así como reportes sobre los niveles de exposición, las implicaciones de los mismos y las actividades relevantes para su mitigación y/o gestión.

a) Políticas de Administración de Riesgo:

- Política de Exposición y Límites: Acorde con el capital de respaldo de la entidad, al igual que con el nivel de rentabilidad esperado bajo distintos escenarios. Debe definirse el nivel de exposición inicial y potencial para cada crédito o grupo de éstos, así como los límites de adjudicación y concentración por deudor, sector económico o grupo económico.
- Política de Otorgamiento de Crédito: Debe ser consistente con la política anterior, donde se determinen las características básicas de los sujetos de crédito y los niveles de tolerancia frente al riesgo potencial de cada uno de ellos. En el caso de la CMAC Paita el crédito máximo a otorgarse a una persona no debe exceder del 5% del patrimonio efectivo.
- Política de Constitución de Provisiones: Tanto generales como individuales necesarias para absorber las pérdidas esperadas derivadas de la exposición crediticia de la entidad y estimadas mediante las metodologías y análisis desarrollados en el SARC. Si bien las provisiones se afectan en forma automática, en el caso de la CMAC Paita

desafortunadamente no se viene aplicando adecuadamente, por lo que sería conveniente adoptar la metodología descrita líneas arriba.

- **Política de Estimación de Capital Económico:** Se entiende por capital económico la estimación del nivel de patrimonio necesario para absorber las pérdidas no esperadas de la entidad. Se debe iniciar un proceso de estimación de este capital con metodologías internas.
- **Política de Recuperación:** Deben garantizar una gestión que permita minimizar las pérdidas en el tiempo a causa del incumplimiento; así como también deben ser diseñadas con base en la historia de recuperaciones y las variables críticas que determinan la minimización de las pérdidas. En el caso de la CMAC Paita, no se vienen aplicando del todo las buenas políticas desde su inicio, esto es realizar continuas visitas a su Cartera de Clientes, no existiendo seguimiento que permita tomar conocimiento oportuno de problemas que puedan estar ocurriendo. También se evidencia que las constantes rotaciones y renovaciones de equipos de créditos, repercuten en la recuperación oportuna.

b) Estructura Organizacional: Para la óptima administración del riesgo crediticio las entidades deben propender por el desarrollo de una estructura organizacional que permita establecer un ambiente apropiado. Dentro de esta estructura, como ya se mencionó, la Junta Directiva de la entidad tiene la responsabilidad de definir, así como de evaluar permanentemente, la estrategia para enfrentar el riesgo crediticio. La administración de la Entidad Financiera, por su parte, debe responsabilizarse por la implementación de la estrategia de riesgo seleccionada, desarrollando procesos y metodologías de identificación, medición, monitoreo y control, de tal forma que las políticas definidas por la Junta Directiva se vean reflejadas en todas las actividades de la Institución.

Metodologías y Procesos para la Gestión de Riesgos:

a) Criterios de Otorgamiento: Las Entidades Financieras deben operar dentro de unos criterios sólidos de otorgamiento de crédito basados en un conocimiento, lo más completo posible, del sujeto de crédito o contraparte, y de las características del contrato a celebrar entre las partes que incluye las condiciones financieras del préstamo, las garantías y fuentes de pago, entre otros.

En el proceso de otorgamiento se deben establecer, para cada uno de los portafolios identificados, las variables que con mayor significado permiten discriminar los sujetos de crédito que se ajustan al perfil de riesgo de la entidad. La selección de estas variables de discriminación y la ponderación que se dé a cada una de ellas resulta ser un elemento crítico tanto en el origen como en el seguimiento de los créditos de cada portafolio. En tal sentido, la metodología implantada debe considerar la combinación de criterios cuantitativos y cualitativos, objetivos y subjetivos, de acuerdo con la experiencia y las políticas estratégicas de la entidad. Esta metodología debe ser evaluada como mínimo dos veces al año con el fin de garantizar la idoneidad de la misma, al igual que la relevancia de las variables calibradas para ésta.

En el caso de la CMAC Paita la experiencia muestra la necesidad de aprobación del crédito a través de un comité de crédito especializado. Así también se estima un factor importante; la permanencia domiciliaria del sujeto de crédito.

b) Criterios de Seguimiento y Control: Las Entidades Financieras deben tener un sistema de seguimiento y control del riesgo crediticio de los diferentes portafolios, lo cual implica un proceso continuo de calificación y recalificación de las operaciones crediticias, el cual debe ser consistente con el proceso de otorgamiento.

El correcto funcionamiento de las metodologías y/o modelos requiere la recopilación y alimentación de importantes bases de datos, al igual que el desarrollo e implementación de técnicas de análisis que pueden variar en grados de complejidad o sofisticación.

Las entidades requieren contar con la tecnología de soporte adecuada, tanto en el área de sistemas como en el área financiera y estadística, que le permita la construcción e implementación de los modelos descritos anteriormente, al igual que la oportuna generación de informes y análisis. En este sentido se requiere de inversión tanto en tecnología como en capital humano para fortalecer la administración de riesgo crediticio.

Procesos de Auditoria: El diseño e implementación de un esquema general para la administración del riesgo crediticio debe contar con procesos de auditoría interna y externa. Este último debe certificar cada uno de los componentes del esquema general, garantizando la idoneidad tanto de las políticas, como de la estructura organizacional y las metodologías propuestas. La auditoría interna debe velar por la implementación de todas las metodologías y procedimientos, al igual que por el cumplimiento de todos los límites y controles diseñados.

Para una entidad financiera en general, resulta difícil y costoso establecer que clientes son buenos o malos pagadores. Existe el problema información asimétrica; el cual puede ser obstáculo para el funcionamiento de un mercado eficiente; por cuanto sólo el prestatario conoce la cantidad y calidad de los recursos de que dispone, su capacidad de utilizar eficientemente éstos recursos (tecnología), etc., lo cual ignora la entidad financiera.

El tema de la información asimétrica tiene dos manifestaciones que pueden llegar a destruir un mercado. Una es la de la selección adversa; por ejemplo en un banco las tasas de interés pueden ser tan altas que resulten no atractivas para los clientes de bajo riesgo; quienes buscarán fuentes de financiamiento menos caras y, en consecuencia, el banco se quedará con los clientes más riesgosos, lo cual a la larga podría ocasionarle un agravamiento de su cartera pesada. La selección adversa se pone de manifiesto, por tanto, en el hecho de que los malos clientes desplazan a los buenos.

La segunda manifestación de la información asimétrica es el riesgo moral; que sucede cuando un agente puede ejecutar una acción que perjudique al otro. Por ejemplo; un prestatario puede aplicar los fondos recibidos a un uso distinto del que motivó su solicitud, obteniendo un resultado negativo que perjudique su capacidad de repago. Este problema se presenta por que una parte del mercado (en el ejemplo, el banco) no puede observar las acciones de la otra parte (el cliente). Por este motivo, a esto se le denomina a veces el problema de la “acción oculta”, mientras que al caso de la selección adversa visto anteriormente se le denomina el problema del “tipo oculto”, puesto que lo que no puede observar una de las partes es la “calidad” o el “tipo” de producto (cliente).

La etapa de selección, en el proceso crediticio, se refiere a la filtración o calificación de sus clientes al menor costo posible. El Credit Scoring servirá para medir la significancia y el efecto marginal de cada variable sobre la probabilidad de incumplimiento de los clientes. Asimismo la segunda etapa; el monitoreo o supervisión de créditos es crucial para enfrentar el riesgo de no pago de los microempresarios. Finalmente la etapa de recuperación es la consecuencia lógica de la labor desarrollada en las dos fases previas³².

³² Alvarado Tabacchi, Mario: “Evaluación y Manejo del Riesgo Crediticio en el Ámbito Agrícola”. Año 2002.

CAPÍTULO III

FUNDAMENTOS TEÓRICOS Y ECONÓMICOS DEL CREDIT SCORING³³

3.1. Definición del *Credit Scoring*.

Es una herramienta que sirve para calificar o filtrar clientes de cualquier entidad que otorga crédito en base a su probabilidad de default o incumplimiento de pago (riesgo crediticio). Esta metodología crediticia determina dicha probabilidad a partir de las características personales del individuo, de su empresa y del tipo de crédito que solicita; para lo cual utiliza como información inicial el comportamiento de otros clientes que han recibido un crédito previamente en condiciones similares.

3.2. Ventajas y Desventajas del *Credit Scoring*³⁴.

Aunque el Credit Scoring no es capaz de sustituir por completo a los analistas de créditos individuales, sí tiene la suficiente capacidad de pronóstico para realizar una mejora importante en el proceso de evaluación crediticia. Este cuantifica el riesgo y tiene ventajas importantes cuando se compara con el scoring implícito o subjetivo; entre ellas:

- Cuantifica el riesgo como una probabilidad: Asigna una probabilidad bastante cercana, a diferencia del subjetivo que la expresa en relación al promedio.
- Es consistente: Trata de igual manera a dos solicitudes idénticas. El subjetivo varía de acuerdo al analista y su estado de ánimo inclusive.
- Es explícito: Se puede conocer y explicar el proceso exacto utilizado para el pronóstico del riesgo. En el subjetivo, aún a los usuarios, les resulta difícil explicar.

³³ Alvarado Tabacchi, Mario: "Evaluación y Manejo del Riesgo Crediticio en el Ámbito Agrícola". Perú, 2002.

³⁴ Schreiner, Mark: "Ventajas y Desventajas del Scoring Estadístico para las Microfinanzas". USA, 2002.

- Considera una amplia gama de factores: Toma en cuenta muchas más características que el subjetivo; y de manera simultánea.
- Puede probarse antes de usarlo: Es posible probarlo con los préstamos vigentes para pronosticar el riesgo, y compararlo con el observado en la práctica hasta la fecha.
- Revela concesiones mutuas: Mejora la administración del riesgo al mostrar lo que el prestamista puede esperar como consecuencia de diferentes opciones de política.
- Revela las relaciones entre el riesgo y las características del prestatario, el préstamo y prestamista: Indica precisamente qué tan fuertes son estas relaciones.
- No requiere cambios en el proceso de evaluación actual en las etapas anteriores a la etapa de análisis del comité de crédito.
- Reduce el tiempo gastado en la gestión de cobranza.
- Se puede estimar el efecto de scoring en la rentabilidad.
- Supera a la nota automática; asignada por cualquier tipo de sistema implementado.

Pero también presenta varias desventajas; y quién no sea consciente de ellas corre el riesgo de un proyecto fracasado; por no utilizar ficha de calificación o peor aún utilizarla mal.

Como el scoring es una herramienta poderosa, su mal uso puede ser muy perjudicial.

- Requiere de numerosos préstamos y muchos datos de cada préstamo.
- Requiere de un consultor; capaz de monitorear el sistema y hacer cambios sensibles.
- Depende de su integración con el sistema de información gerencial (SIG).
- Parece arreglar lo que no está defectuoso. El subjetivo es imprescindible para valorar elementos del riesgo no registrados o cuantificados en la base de datos.
- Puede denegar solicitudes, pero no puede aprobarlas o modificarlas: Todas las solicitudes actuales se comparan con las históricas; también aprobadas.
- Supone que el futuro será como el pasado.

3.3. Utilidades Específicas del *Credit Scoring*.

- a. Discriminar entre probables buenos y malos pagadores.
- b. Asignar probabilidades de incumplimiento de pago a los clientes para otorgar el crédito de acuerdo a estas probabilidades. Evidentemente, a menor probabilidad, mayor opción de recibir un préstamo. Usualmente se establece una “probabilidad (puntaje) de corte” (cut-off score) por debajo de la cual se conceden créditos, rechazando a los clientes cuya probabilidad esté por encima de ésta.
- c. Identificar las variables que afectan el riesgo crediticio (medido por la probabilidad de default), así como el efecto marginal de las mismas sobre dicha probabilidad.
- d. Concentrar esfuerzos de supervisión sobre los prestatarios más riesgosos.
- e. Presupuestar provisiones de acuerdo al riesgo crediticio esperado.
- f. Fijar las tasas de interés de acuerdo al riesgo – crédito esperado y a la meta establecida de Ingreso Financiero (o Margen Financiero). Es factible, incluso, establecer tasas de interés diferenciadas según el riesgo – crédito de los clientes.

3.4. Requisitos para la Construcción de un Modelo de *Credit Scoring*.

- a. Contar con una muestra representativa de clientes cumplidos e incumplidos.
- b. Contar con una suficiente y adecuada información de los clientes contenida en sus solicitudes de crédito o expedientes.
- c. Seleccionar las posibles variables explicativas de la probabilidad de incumplimiento de pago de los clientes, en base al conocimiento o experiencia previa y a procedimientos estadísticos (test de significancia individual).
- d. Escoger el modelo más apropiado en base a diversos tests estadísticos sobre la “bondad de ajuste” o “calidad predictiva” del modelo.

3.5. Modelos Usuales del *Credit Scoring*.

- a. Análisis discriminante.
- b. Modelo lineal de probabilidad (MLP).
- c. Modelo Logit.
- d. Modelo Probit.

Los tres últimos corresponden a la clase de los denominados Modelos de Elección Discreta (Binarios) o también Modelos de Respuesta Cualitativa, que son, en todo caso, la forma más sofisticada de medir la probabilidad de incumplimiento de pago o default de los clientes y los que se utilizarán en el presente trabajo.

3.5.1. Modelo Lineal de Probabilidad (MLP).

Si adoptamos como variable dependiente o explicada del credit scoring la siguiente variable dicótoma:

$$Y_i = \begin{cases} 1, & \text{si es un mal pagador} \\ 0, & \text{si es un buen pagador} \end{cases}$$

Y si, por simplicidad, asumimos una sola variable explicativa “x”, entonces:

$$Y_i = \beta X_i + \mu_i$$

Es un modelo lineal de probabilidad, donde:

$$E(Y_i / X_i) = \beta X_i \quad (i)$$

Puede interpretarse como la esperanza o probabilidad condicional de que estemos ante un mal cliente dados los valores de X_i ³⁵.

³⁵ A fin de entender cómo se interpreta un MLP, asumimos el siguiente ejemplo sencillo: $Y_i = 0.52 - 0.05X_i + \mu_i$; Donde:

Para facilitar la interpretación probabilística del modelo, asumimos que P_i = probabilidad de que $Y_i=1$ (mal pagador) y $1-P_i$ = probabilidad de que $Y_i= 0$ (buen pagador). Entonces:

<u>Y_i</u>	<u>Probabilidad</u>
0	$1-P_i$
1	P_i

Utilizando la definición de Esperanza Matemática, tenemos que:

$$E(y_i) = \sum y_i f(y_i) = \sum y_i \text{Prob}(y_i) \quad (\text{caso discreto})$$

$$E(y_i) = 0(1-P_i) + 1 P_i$$

$$E(y_i) = P_i \quad (\text{ii})$$

Luego, combinando (i) y (ii), obtenemos:

$$E(y_i / x_i) = \beta x_i = P_i$$

Con lo cual, la esperanza condicional de Y_i dado X_i , puede, de hecho, interpretarse como la probabilidad de default (incumplimiento de pago) de un cliente.

En el contexto del MLP (con variables dependientes dicótomas), existen algunos problemas que son necesarios resaltar:

- *No normalidad de las perturbaciones μ_i .*
- *Heterocedasticidad de las perturbaciones.*
- *No cumplimiento de $0 \leq P_i \leq 1$.*

Y_i = probabilidad de mal pagador.

X_i = ingresos del cliente (en miles de soles).

El coeficiente -0.05 significa que si el ingreso del cliente se incrementa en S/.1 000, su probabilidad de ser mal pagador disminuye en 5%. De otro lado, si suponemos que el ingreso del cliente es S/.10 000 entonces $Y_i = P_i = 0.02$, es decir, la probabilidad de que un cliente con un ingreso de S/.10 000 sea mal pagador es del 2%, o, dicho en otros términos, de cada 100 clientes con ingresos de S/.10 000, 2 de ellos incumplen.

Los primeros dos problemas, aún cuando dificultan la posibilidad de inferencia estadística y pruebas de hipótesis, no afectan la insesgader de los estimados y se puede convivir, hasta cierto punto, con ellos. Sin embargo, el último problema si es relativamente serio. Al respecto, es necesario recordar que lo que estamos tratando de estimar es la probabilidad (P_i) de incumplimiento de pago de los clientes. Como tal, el valor que esperamos que adopte P_i [$=E(Y_i / X_i)$] se encuentra entre 0 y 1; sin embargo, nada garantiza que con el modelo lineal (MLP) se obtenga este resultado.

3.5.2. Modelo Logit.

Para enfrentar el problema del MLP de que la probabilidad estimada no se encuentre acotada necesariamente entre 0 y 1, surge como modelo alternativo el Logit, cuya función de distribución acumulativa (FDA) (logística) es:

$$P_i = E(y_i = 1/x_i) = \frac{1}{1 + e^{-(\beta_0 + \sum \beta_j x_{ij})}} = \frac{1}{1 + e^{-z_i}} = \frac{e^{z_i}}{1 + e^{z_i}}$$

Donde: $Z_i = \beta_0 + \sum \beta_j x_{ij}$

El punto de partida de esta función es un modelo de regresión como el siguiente:

$$y_i^* = \beta_0 + \sum_{j=1}^k \beta_j x_{ij} + \mu_i$$

Donde y_i^* es una variable no observable directamente o “variable latente”, que en el contexto de los modelos de credit scoring puede definirse como la “propensión a incumplir con el pago” por parte de los clientes.

Puesto que y_i^* no se observa, se recurre a una variable indicadora o variable dummy Y_i definida del siguiente modo:

$$Y_i = \begin{cases} 1 & \text{si } y_i^* > 0 \quad (\text{el cliente es mal pagador}) \\ 0 & \text{si no lo es} \quad (\text{el cliente es buen pagador}) \end{cases}$$

3.5.3. Modelo Probit.

Similar al caso del modelo Logit, el Probit es otro modelo que garantiza que las probabilidades estimadas se encuentren en el rango de 0 a 1. Este modelo se basa en la distribución normal, por lo cual su FDA (normal estandarizada) es:

$$P_i = P_r (y_i = 1) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{Z_i} e^{-t^2/2} dt$$

Donde:

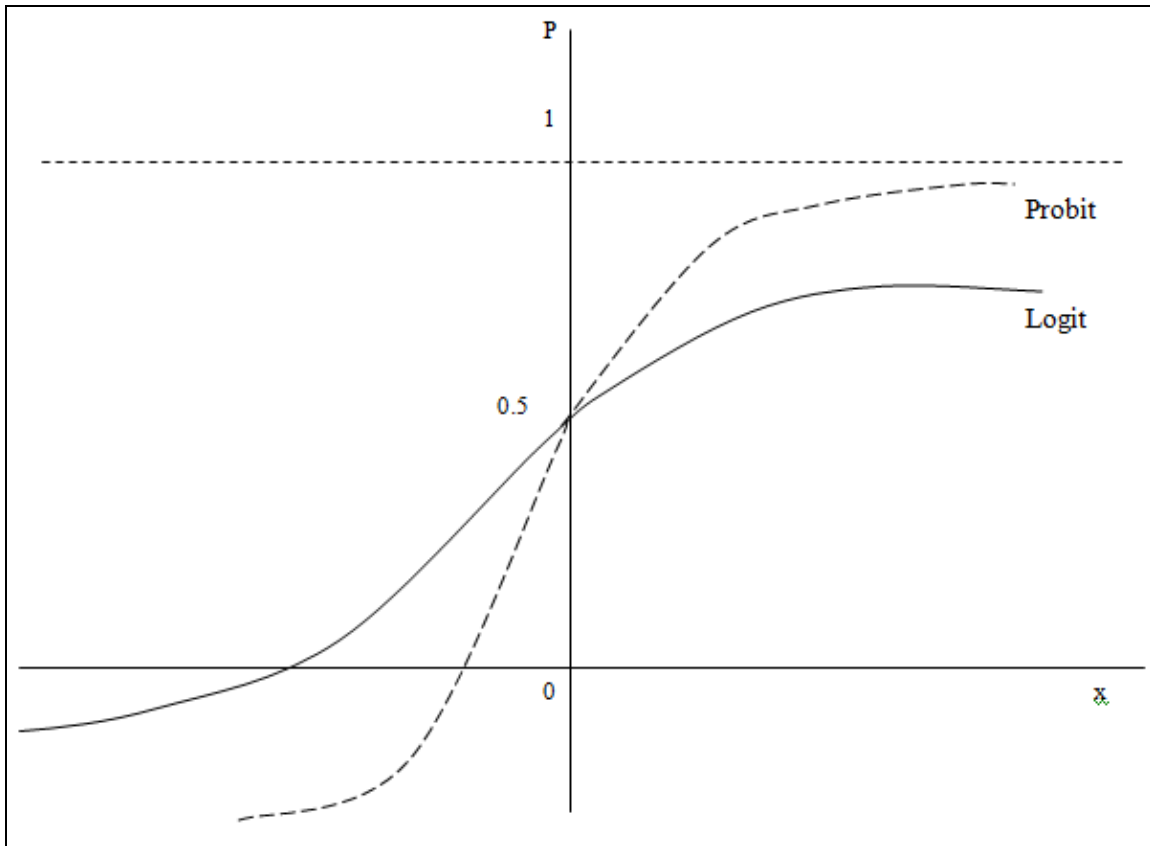
$$Z_i = \beta_0 + \sum_{j=1}^k \beta_j X_{ji}$$

$$t = \frac{Z_i - \mu_z}{\sigma} \sim N(0,1) \quad (\text{variable normal estandarizada})$$

$$t = z_i, \text{ dado que } \mu_z = 0 \text{ y } \sigma = 1$$

Los modelos Logit y Probit son bastante comparables entre sí, siendo una de las principales diferencias que la función de distribución acumulativa (FDA) logística es ligeramente más plana, es decir, se acerca a los ejes en forma más lenta que la FDA normal, como se puede apreciar en el Gráfico N° 05 a continuación.

Gráfico N° 05
Modelo Logit VS Modelo Probit



En general, las estimaciones con ambos modelos se asemejan, a no ser que se tengan numerosas observaciones en las colas, donde, como se aprecia en el gráfico anterior, los resultados tienden a discrepar.

La menor complejidad matemática del Logit lo hace preferible, con frecuencia, al Probit, pero la existencia de paquetes de computador o software que permiten estimar fácilmente ambos modelos, hace menos crucial dicha ventaja.

Los parámetros estimados vía Logit, Probit o MLP pueden hacerse comparables entre sí mediante transformaciones adecuadas.

Amemiya (1981) sugiere los siguientes procedimientos de homologación de parámetros a partir de los estimados Logit:

$$\beta_P \cong 0.625 \beta_L$$

$$\beta_{MLP} \cong 0.25 \beta_L, \text{ excepto para el intercepto.}$$

$$\beta_{MLP} \cong 0.25 \beta_L + 0.5, \text{ para el intercepto.}$$

Donde:

β_P = parámetro estimado vía Probit.

β_L = parámetro estimado vía Logit.

β_{MLP} = parámetro estimado vía MLP.

Todas las aproximaciones anteriores son buenas cuando la probabilidad promedio está cercana a 0.5.

3.6. Medición de la Bondad de Ajuste.

John Aldrich y Forrest Nelson (1984), sostienen que el “uso del coeficiente de determinación como estadístico resumen debe evitarse en modelos con variable dependiente cualitativa”. Gujarati (1998) ilustra con mucha claridad en el caso del modelo lineal de probabilidad los problemas del R^2 como medida de bondad de ajuste. Es por esto que, en el contexto de los modelos de elección discreta, se han ideado otros estadísticos y tests alternativos.

3.6.1. El R^2 de McFadden.

Uno de tales estadísticos, sugerido por Greene como un criterio mínimo de bondad de ajuste, es el “Índice de Cociente de Verosimilitud (ICV)” o “ R^2 de McFadden”:

$$\text{ICV} = R^2 \text{ McFadden} = 1 - \frac{\ln L}{\ln L_0}$$

Donde:

L = función de verosimilitud estimada (sin restricciones).

L_0 = función de verosimilitud restringida (con la restricción de que todos los coeficientes dependiente son ceros y sólo existe el coeficiente de constante).

Este índice estará siempre entre 0 y 1. En términos intuitivos, si L no aporta nada respecto de L_0 , entonces $\ln L = \ln L_0$ y, en consecuencia, el ICV será 0. Por el contrario, en el caso de un ajuste perfecto, en palabras de Greene, “si P_i fuese siempre 1 cuando Y es igual 1 y 0 cuando Y es igual 0, entonces $\ln L$ sería igual a 0 (el logaritmo de 1) y por tanto, ICV sería igual a 1³⁶”. En la práctica, un valor aceptable de R^2 de McFadden se sitúa entre 0.2 y 0.6.

3.6.2. El R^2 de Conteo (Proporción de predicciones correctas).

Otra medida de bondad de ajuste es la proporción de “predicciones correctas”, que se pueden obtener vía una tabla ad hoc que contenga los aciertos y errores de una regla de predicción tal como:

$$\hat{Y}_i^* = \begin{cases} 1 & \text{si } \hat{Y}_i > c \\ 0 & \text{si } \hat{Y}_i < c \end{cases}$$

³⁶ Maddala (1996) enuncia una serie de indicadores de bondad de ajuste para el caso de modelos de elección discreta: R^2 (correlación entre y y \hat{y} al cuadrado), R^2 de Effron, la seudo R^2 de Cragg y Uhler y la R^2 de McFadden.

Donde “c” es un valor de corte que usualmente se asume igual a 0.5.

Dado que la variable dependiente es 0 o 1, la lógica de esta regla es que, una vez estimada Y_i (\hat{Y}_i), se clasifica la i-ésima observación como perteneciente al grupo 1 si $\hat{Y}_i > 0.5$ y como perteneciente al grupo 0 si $\hat{Y}_i < 0.5$.

De manera que se puede construir un R^2 tal como el siguiente:

$$R^2 \text{ de conteo} = \frac{\text{número de predicciones correctas}}{\text{número total de observaciones}}$$

Sin embargo, tanto Greene (1999) como Maddala (1996) destacan el papel cuestionable de esta medida de bondad de ajuste, lo que no obsta para que sea reportada con fines referenciales. En palabras de Greene: “...debe tenerse en cuenta que aunque la elección habitual del umbral sea 0.5, quizá no sea esta la mejor elección. Si la muestra presenta desequilibrio entre el número de unos y el de ceros (hay muchos más unos que ceros, o viceversa), entonces esta regla de predicción podría llevarnos a no predecir ningún 1 o ningún 0...”.

Greene mismo ejemplifica este problema al señalar que si la verdadera proporción muestral de 1's es 0.1, es casi imposible que con $c=0.5$ podamos predecir $y=1$. El modo obvio de resolver este problema es haciendo el umbral “c” más pequeño. No obstante, esto conlleva un costo, ya que, siempre según Greene, “...si reducimos el umbral “c” para predecir $y=1$

con más frecuencia, aumentará el número de veces en que clasificamos correctamente observaciones para las que $y=1$, pero también aumentará el número de veces en que clasificamos incorrectamente como unos observaciones para las que $y=0$...”.

En la práctica, la decisión del valor de “c” depende de qué tipo de error se prefiera minimizar. En el contexto de los modelos de credit scoring, es muy pertinente la siguiente observación de Greene: “...en un modelo de análisis del riesgo de un crédito, clasificar incorrectamente a un solicitante de alto riesgo sólo significa una oportunidad perdida, mientras que clasificar incorrectamente a un solicitante de alto riesgo como solicitante de bajo riesgo podría llevar a importantes pérdidas reales...”.

3.6.3. Los tests de Hosmer – Lemeshow y de Andrews.

Finalmente, hay dos tests concurrentes para medir la bondad de ajuste que conviene también comentar. Estos son los tests de Hosmer – Lemeshow y el de Andrews. La idea subyacente a estos es comparar el número de créditos malos y buenos estimados en base al modelo con el número real por grupos o cuantiles de riesgo. Si estas diferencias son grandes, se rechaza el modelo.

El test se implementa ordenando las observaciones en J clases o cuantiles de igual tamaño de acuerdo a las probabilidades de incumplimiento de pago o default estimadas (P_i). Para cada clase se establece la frecuencia estimada de préstamos malos, que es simplemente la suma de probabilidades estimadas. Esta es comparada con la frecuencia real. El estadístico de prueba es el siguiente:

$$C = \sum \frac{(y_j - n_j \bar{P}_j)^2}{n_j \bar{P}_j (1 - \bar{P}_j)}$$

Donde:

n_j : número de observaciones en la clase j.

y_j : el número real de préstamos malos en la clase j.

\bar{P}_j : probabilidad media estimada para la clase j.

La hipótesis nula es que las observaciones han sido generadas por un modelo de elección discreta ad hoc (Logit, Probit, etc). Bajo esta hipótesis nula, C tiene una distribución chi-cuadrado con J-2 grados de libertad.

CAPÍTULO IV

LA CAJA MUNICIPAL DE AHORRO Y CRÉDITO DE PAITA S.A.

4.1. Reseña Histórica³⁷.

La Caja Municipal de Ahorro y Crédito de Paita se constituyó al amparo del Decreto Ley N° 23039 del 14 de Mayo de 1980, que autorizó la creación de las Cajas Municipales de Ahorro y Crédito de los Concejos Provinciales del país.

La creación de la CMAC Paita tuvo como objetivo constituir una Institución Financiera descentralizada orientada a atender aquellos estratos de población no atendidos por el Sistema Crediticio Formal y fomentar principalmente el ahorro, contribuyendo a crear circuitos financieros locales que son la base de apoyo para el proceso productivo regional.

El 25 de octubre de 1989, se autoriza su funcionamiento con la Resolución SBS N° 617-89, constituyéndose legalmente el 09 de noviembre de 1989 cuando se inscribe en el Registro de Asociaciones de Piura y el 02 de noviembre inició sus operaciones, ofreciendo en su inicio exclusivamente operaciones de crédito prendario, y posteriormente a captar ahorros del público. A partir del año 1992 empieza a otorgar créditos a las Microempresas (MES) y a inicios del año 1995 créditos agropecuarios.

Al 31 de diciembre del 2008 cuenta con 12 agencias sucursales y 1 principal: 6 en Piura (2 en Paita, 1 en Piura, 1 en Morropón, 1 Talara y 1 Sechura), 3 en San Martín (San Martín, Rioja y Mariscal Cáceres), 2 en Amazonas (Chachapoyas y Bagua), 1 en Lambayeque (Lambayeque) y 1 en Loreto (Alto Amazonas); siendo la primera agencia sucursal en la localidad de Chulucanas, provincia de Morropón en setiembre de 1996.

³⁷ <http://www.cmac-paita.com.pe/institucional/resenhahisto.html>

4.2. Normatividad y Aspectos Legales³⁸.

Sus operaciones se rigen por el D.S 157-90-EF del 28 de mayo de 1990, tal como lo establece el Artículo 286 de la Ley N° 26702, Ley General del Sistema Financiero y Orgánica de la Superintendencia de Banca y Seguros, publicada en el Diario Oficial “El Peruano” el 09 de diciembre de 1996, así como las disposiciones emitidas por el Banco Central de Reserva y la Contraloría General de la República.

La CMAC Paita está sujeta al control y supervisión de la Superintendencia de Banca y Seguros, Contraloría General de la República, Dirección Nacional del Presupuesto Público, Contaduría Pública de la Nación y a la regulación monetaria y crediticia del Banco Central de Reserva del Perú, contando además con el asesoramiento de la Federación Peruana de Cajas Municipales (FEPCMAC). Asimismo la CMAC Paita es miembro del Instituto Mundial de Cajas de Ahorro, del Fondo de Seguro de Depósitos y de la misma FEPCMAC; creada en el año 1987 con el fin de asesorar, capacitar, y controlar a las CMACs.

Los Órganos de Gobierno de la Caja Municipal de Paita son el Directorio y la Gerencia Mancomunada. El Directorio es el máximo Organismo Rector de la entidad, ejerce la representación Institucional de la CMAC Paita y es el órgano encargado de formular y aprobar los Lineamientos de Política General de la entidad, así como supervisar su ejecución y aprobar los estados financieros correspondientes; esta conformado por presidente, vicepresidente y cinco directores. La Gerencia Mancomunada tiene a su cargo la representación Legal, siendo el único responsable de la marcha económica y administrativa de la entidad y está conformada actualmente por tres gerentes; administración, créditos y ahorros, y finanzas; quienes actúan de manera mancomunada.

³⁸ <http://www.cmac-paita.com.pe/transparencia/transparencia.html>

4.3. Tecnología Crediticia³⁹.

El otorgamiento del crédito se determina por la capacidad de pago del solicitante que, a su vez, se define fundamentalmente por su flujo de caja y sus antecedentes crediticios.

Para el caso del Crédito Comercial, debe considerarse además de lo señalado anteriormente, el entorno económico, la capacidad de enfrentar sus obligaciones frente a variaciones cambiarias, las garantías preferidas de muy rápida realización y preferidas auto liquidables, la calidad de la dirección de la empresa y las diversas clasificaciones asignadas por otras empresas del Sistema Financiero. En el caso de la evaluación para créditos MES, Comercial y de consumo, se analiza la capacidad de pago basándose en los ingresos del solicitante, su patrimonio neto, importe de sus diversas obligaciones, y el monto de las cuotas asumidas para con la empresa; así como las clasificaciones asignadas por las demás empresas del Sistema Financiero. Para el caso particular de los créditos MES, se puede prescindir de algunos de los requisitos documentarios exigidos por esta Superintendencia, pudiéndose establecer conjuntamente entre cliente y empresa indicadores mínimos, a satisfacción de este organismo de control, que determinen la capacidad de pago para el cumplimiento de la obligación. Los criterios de evaluación de los deudores señalados en el artículo 222° de la Ley General se aplicarán en el contexto de su pertenencia a un grupo económico, conglomerado financiero o mixto o basándose en otros supuestos de riesgo único señalados en el artículo 203°. Todos los criterios señalados se aplican sin perjuicio de las disposiciones sobre conocimiento del cliente y del mercado establecidas en el Reglamento para la Prevención del Lavado de Dinero en el Sistema Financiero, aprobado mediante Resolución SBS N° 904-97 y sus modificatorias.

³⁹ Resolución SBS N° 0808-2003: Principios Generales de la Evaluación y Clasificación del Deudor.

4.4. Políticas de Créditos⁴⁰.

Son sujetos de créditos las personas naturales y jurídicas que realicen actividades económicas cualesquiera sea su forma empresarial, así como las que solicitan créditos pignoraticios o personales que reúnan los requisitos mínimos exigidos. Así también no se consideran sujetos de créditos:

- Los fallidos y sometidos a junta de acreedores.
- Los que tengan o hayan tenido juicio con la CMAC Paita u otra entidad financiera, salvo que se mejore las garantías y evaluando la razón que motivó el proceso.
- Quienes figuran como deudores en la relación de créditos castigados.
- Quienes hubieran dispuesto de los bienes dados en garantía.
- Los conocidamente insolventes, sin expresión de causa.
- Para créditos de consumo las personas mayores de 65 años.
- Para créditos Comerciales y MES las personas mayores de 80 años.
- Las personas naturales o jurídicas que por primera vez soliciten financiamiento en base a los antecedentes negativos que pudiera tener el interesado en sus relaciones crediticias con terceros, en especial con los intermediarios financieros.

Una vez otorgado el crédito se hace necesario el seguimiento, que se acredita mediante la presentación de informes. Para el caso de créditos MES, por montos mayores a 10 mil dólares o su equivalente en moneda nacional, la evaluación de la empresa se realizará anualmente, excepto para el caso de créditos agrícolas para instalación de cultivos. Para Créditos Comerciales; la evaluación será semestral y para Créditos Refinanciados, que hayan sido reclasificados, en forma trimestral.

⁴⁰ CMAC Paita.

Igual política se aplica a Créditos Vencidos, mediante informes y/o notificaciones. Las notificaciones se inician entre el primer y el octavo día de haber entrado en mora la cuota del crédito, luego a los quince días, comunicando además que su crédito será informado como vencido en la Central de Riesgo de la SBS. Entre 30 a 60 días se le entrega una notificación pre-judicial, dándole 72 horas para la regularización de la deuda o indique una probable fecha de pago.

Etapa a continuación del no pago de la obligación son las gestiones extrajudiciales que también ameritan se realicen los correspondientes informes. Transcurridos más de 60 días se le entrega una segunda y última notificación pre-judicial indicando que se le iniciará la demanda judicial. Transcurridos los 90 días y no habiendo posibilidad de refinanciación o cancelación del crédito; este pasará al Área de Recuperaciones. Para deudas con saldo menor a una UIT, se mantendrá la presión de cobranza hasta que se obtengan pagos en efectivo o promesas de pago, no iniciándose el proceso judicial.

Transcurridos los 120 días y no mediar voluntad de pago y agotadas todas las posibilidades de recupero por la vía no coactiva, se transfiere el crédito al Área Judicial.

Toda institución financiera está expuesta a estos avatares de incumplimiento de pago, por lo que es importante disminuir administrando el riesgo. El medio de pago de un negocio o actividad es su flujo que pueda generar, sin embargo como un “colateral” y atenuar este probable desbalance crediticio, es recomendable que todos los créditos se otorguen con garantías. Estas garantías pueden ser no reales donde las operaciones de créditos son respaldadas con documentos (originales o copias) de propiedad sobre los inmuebles, certificados de posesión, vehículos o maquinaria industrial, artefactos, mercaderías o prenda sin gravamen a favor de la institución. Si se trata de garantías reales las operaciones

de crédito son respaldadas íntegramente por garantías autos liquidables, preferidos y de muy rápida realización, de acuerdo a lo normado por la SBS.

La CMAC Paita exige la constitución de garantías reales, para todos los créditos mayores o iguales a 6 mil dólares o el equivalente en soles, menores a este importe, estarán representadas por garantías no reales, pudiendo también considerar la Declaración Jurada de Bienes debidamente firmada, a valores de mercado.

Al igual que las garantías, también forma parte de la política el vencimiento del crédito. Es así que el crédito comercial se considera vigente aún con 15 días de vencido, el MES y de consumo hasta 30 días de vencido. De no honrar la deuda en estos períodos es factible refinanciar, el comercial y MES, pero para consumo será a partir de los 90 días de vencido.

El plazo de vencimiento para créditos Comerciales es después de transcurrido 15 días, de 30 días para los MES. En el caso de consumo después de los 30 días se considerará vencido sólo la cuota no pagada; mientras que a partir de los 90 días de vencido, se considerará la totalidad de la deuda insoluta.

Vencido el crédito y agotado todas las acciones extrajudiciales para su recuperación, el crédito es apto para su cobranza por vía judicial y para castigo luego de haberse agotado todas las posibilidades de cobranza y no presenta evidencias reales y comprobables de recuperación o en su defecto implica más costos que beneficios. Entonces se requiere que tenga la provisión al 100%, calificado en pérdida, por lo menos más de 180 días de incumplimiento y evidencias reales y comprobables de su irrecuperabilidad.

Las políticas, el reglamento, procedimientos y sus modificaciones son reguladas y aprobadas por el Directorio, máximo estamento de la Caja.

Es menester indicar a continuación, cuál es la responsabilidad y participación de cada uno de los diferentes estamentos que conforman el organigrama de la CMAC Paita y que velan por el cumplimiento de las disposiciones emanadas por el Directorio.

La Unidad de Riesgos, ente asesor, responsable de evaluar y emitir opinión informando sobre las propuestas de créditos cuyos importes son mayores a US\$ 10,000 o su equivalente en moneda nacional y desde US\$ 1,000 para propuestas de refinanciamiento y reestructuración de créditos.

El Comité de Gerencia, depende directamente del Directorio, supervisa y controla el cumplimiento de las políticas de créditos, y se encarga de resolver situaciones específicas no señaladas en los reglamentos, políticas y procedimientos de créditos. Este Comité constituye un nivel de aprobación cuando participan dos de sus tres Gerentes de acuerdo al nivel correspondiente.

La Gerencia de Créditos, dirige y controla las actividades relacionadas con el otorgamiento y la recuperación de los créditos concedidos. Propone al Directorio, previo consenso de la Gerencia, las políticas de créditos dentro de los dispositivos legales vigentes. Asimismo, implementa nuevos productos o modalidades de crédito previamente aprobados por el Directorio en coordinación con el Comité de Gerencia. En este caso previamente emitirá opinión la Unidad de Riesgos.

El Supervisor Regional del Oriente, reporta directamente a la Gerencia Mancomunada. Revisa y evalúa las solicitudes de créditos formuladas por los analistas y que excedan las autonomías de los Administradores de Agencia y/o Jefes de Oficina Especial, consignando su visto bueno para que continúe su trámite ante las instancias superiores correspondientes. También tiene facultad de detener cualquier operación de crédito, devolviéndola con las observaciones para ser reevaluada.

El Jefe de Créditos, dirige la ejecución y control de las acciones orientadas al cumplimiento de los lineamientos y metas del Área de Créditos fijadas por la Gerencia de Créditos. Controla las actividades relacionadas con el otorgamiento y la recuperación de los créditos concedidos. Vigila que las propuestas de créditos presentadas, cumplan con los dispositivos legales vigentes y con el Reglamento de Créditos.

Los Administradores de Agencia y Jefes de Oficina Especial, evalúan y controlan que las operaciones de créditos presentadas mediante propuestas de créditos cumplan con las normas y políticas de créditos vigentes, haciendo un seguimiento del cumplimiento de las metas tanto en colocaciones, recuperaciones, mora, etc.

Los Analistas de Créditos, promocionan y evalúan las propuestas de créditos; deben preparar y adjuntar en el expediente de créditos, todos los documentos exigidos, para ser sustentados ante el comité de créditos o el nivel de aprobación correspondiente. Son responsables del seguimiento y recuperación de los créditos otorgados.

Con el fin de optimizar los recursos humanos e incrementar las colocaciones, se fija un índice de productividad que permitirá evaluar a los Analistas, Administradores de Agencia y Jefes de Oficina Especial; y premiar mediante otorgamiento de bono el logro de las metas establecidas previamente por la Gerencia de Créditos. Será también componente para la obtención del bono la calidad de la cartera de créditos que se medirá por los indicadores de cartera vencida y judicial, además por el empleo eficiente de la metodología de evaluación y análisis del crédito. Se fijarán parámetros en los indicadores de cartera vencida y judicial para medir la calidad de la cartera. Aquellos cuya cartera vencida y judicial exceda los límites fijados por la Gerencia de Créditos, no podrán atender nuevas solicitudes, dedicándose a su seguimiento y recuperación.

4.5. Tipos de Créditos⁴¹.

Se clasifican en directos e indirectos. Entre los créditos directos están el crédito empresarial, en moneda nacional o extranjera, a personas naturales o jurídicas, destinado al financiamiento de actividades empresariales urbanas y rurales de producción, comercialización de bienes y prestación de servicios. Dentro de este tipo de créditos se encuentran los definidos por la SBS: crédito MES y comercial. Crédito *paralelo*, adicional a sus créditos principales vigentes, independientemente de cuál sea el destino del crédito y puede ser otorgado en cualquier época del año. *Ampliación* de crédito, para complementar o ampliar un financiamiento en monto y/o plazo, sobre el saldo pendiente de un crédito principal, donde el plan de inversión estará en función al destino inicialmente solicitado en caso de crédito empresarial. *Cliente*, que cuentan con un crédito principal vigente y solicitan una ampliación de monto y/o plazo. *Rapidito* dirigido al sector comercio, producción y servicios con pagos diarios, para mejorar la atención a los mejores clientes, e incrementar los créditos y propiciar la entrada de nuevos clientes. *Libre amortización*, de corto plazo destinado para capital de trabajo, pudiendo otorgarse en cualquier época del año y/o en oportunidades favorables para el cliente, debe precisarse el plan de inversión que indique el destino de los recursos y su característica principal es el plazo de recuperación que está en función de la actividad a financiarse, se incluye el crédito *agropecuario*; cuyo plazo es mayor, en razón que está en relación directa con el ciclo productivo de la actividad agropecuaria, pudiéndose financiar labores de instalación, mantenimiento, desarrollo y comercialización respectivamente. Dirigido a clientes o no clientes que se dedican a las actividades agrícolas, ganaderas, avícolas, silvícolas, piscícolas, apícolas y otras actividades conexas o afines. Créditos de consumo, en moneda nacional o extranjera, para personas

⁴¹ CMAC Paíta.

naturales, con la finalidad de atender el pago de bienes, servicios o gastos no relacionados con una actividad empresarial. Crédito *personal*; financia el pago de bienes, servicios o gastos de carácter personal respaldado por ingresos demostrables y garantías reales, dirigido a personas naturales dependientes o profesionales independientes, que acrediten un ingreso mensual fijo proveniente de recibos por honorarios profesionales o por boletas de pago de instituciones públicas y privadas, durante los últimos seis meses. No se aceptan declaraciones juradas de ingresos. El descuento personal por convenio brinda la posibilidad a los empleados de una institución beneficiarse con la obtención de créditos de libre disponibilidad y pagarlos mediante un descuento directo de sus remuneraciones mensuales. Con garantía de plazo fijo de forma rápida y oportuna, respaldado por ahorros en la modalidad certificado del depósito a plazo, que cubrirán como máximo deudas directas o indirectas hasta el 90% de su valor. Crédito *pignoraticio*; con respaldo de prendas de oro en garantía, dirigido a personas naturales para los fines que estime conveniente. Crédito *administrativo*, a los trabajadores, funcionarios y directores de CMAC Paita. Contrato vigente por un plazo mayor a 3 meses o ser trabajador nombrado, en ambos casos; con una antigüedad mínima de 6 meses. Para directores con la respectiva resolución de alcaldía. Está permitido sólo crédito administrativo por vez. El monto no excederá de seis veces la remuneración mensual. La Carta Fianza, es un crédito indirecto evidenciado en un documento de garantía que la Caja otorga a personas naturales o jurídicas, respaldándolos en el cumplimiento de obligaciones adquiridas ante terceros.

En ese orden que se detalla los diferentes Tipos de Crédito que ofrece la Institución es necesario indicar las fuentes y formas como se provee de los recursos para atender la demanda crediticia. En primera instancia los recursos provienen de los ahorros del público, e instituciones vía captación en las diferentes modalidades: Ahorro corriente, ahorro

corriente con órdenes de pago, plazo fijo, cuenta dorada “Ahorras Más 2005” y Compensación por Tiempo de Servicio (CTS); y también vía “adeudados” que son créditos que se contratan con las diferentes entidades crediticias bajo la modalidad de líneas, respaldadas en algunos casos con garantías auto-liquidables, cesión de cartera, entre otros y que en mayor detalle se expone seguidamente.

En el Cuadro N° 13, podemos observar el monto en miles de nuevos soles para cada uno de los 4 tipos de créditos establecidos por la SBS y depósitos, de la CMAC Paita a nivel general, siendo el MES; objeto de estudio; el de mayor envergadura. También se aprecia un ranking que determina la posición que obtuvo la CMAC Paita respecto de las demás.

Cuadro N° 13

Cuadro de Créditos y Depósitos de la CMAC Paita* (En Miles de Nuevos Soles)											
Años	Comercial	MES		Consumo	Hipotecario	Total Créditos			Total Depósitos		
		Monto	Part.			Monto	Crecim.	Ranking	Monto	Crecim.	Ranking
dic-05	9,189	39,498	50.87%	28,957	0	77,644	10.69%	11/14	83,212	22.20%	10/14
dic-06	7,496	43,938	41.80%	53,672	0	105,106	35.37%	12/13	83,167	-0.05%	11/13
dic-07	6,446	56,639	40.21%	77,781	0	140,866	34.02%	10/13	117,306	41.05%	10/13
dic-08	12,101	86,397	47.24%	84,194	213	182,905	29.84%	10/13	143,294	22.15%	10/13

*Conformada por las 14 Agencias en el Perú.
Fuente: SBS
Elaboración Propia

En el Cuadro N° 14 se contrasta el volumen total de créditos y depósitos de la Agencia de Paita con el total de agencias de la CMAC Paita. Así también se pone de relieve la participación y tasa de crecimiento de la misma agencia.

Cuadro N° 14

Cuadro de Créditos y Depósitos de la CMAC Paita - Agencia Paita (En Miles de Nuevos Soles)								
Años	Créditos				Depósitos			
	Total Agencias	Ag. Paita	Participación	T.Crecimiento	Total Agencias	Ag. Paita	Participación	T.Crecimiento
dic-05	77,643	16,646	21.44%	40.28%	83,212	49,013	58.90%	33.90%
dic-06	105,106	26,494	25.21%	59.16%	83,167	52,299	62.88%	6.70%
dic-07	140,865	27,100	19.24%	2.29%	117,306	81,404	69.39%	55.65%
dic-08	182,905	32,157	17.58%	18.66%	143,294	101,735	71.00%	24.98%

Fuente: SBS
Elaboración Propia

4.6. Evolución de la CMAC Paita en el Sistema Financiero.

A pesar de la turbulencia internacional a causa de la crisis financiera, el 2008 fue un año de crecimiento económico para todo el país, y en particular para la CMAC Paita. Los créditos MES se dinamizaron con un crecimiento a diciembre del 2008 de 52.54%, mientras que los depósitos totales crecieron en 22.15% anual.

En el Cuadro N° 15 a continuación, se aprecia la evolución de la CMAC Paita, a nivel de la Agencia Paita y Total de Agencias, del monto total en millones de nuevos soles de créditos MES y depósitos; haciendo un análisis paralelo respecto al monto de todas las CMACs, las instituciones micro-financieras no bancarias (IMFNB) y la banca múltiple.

Respecto a los créditos MES, la Agencia Paita presenta una tasa de crecimiento y participación promedio anual de 13.24% y 14.21% respectivamente, en los últimos 4 años. La tasa de participación es respecto de la CMAC Paita; la cual presenta un crecimiento promedio de 21.03% en el mismo periodo, con una participación promedio sobre el total de CMACs de 2.71%. Las CMACs tienen un crecimiento promedio de 28.09% y una participación de 65.73% en la composición de créditos MES de las IMFNB. Estas últimas en conjunto han crecido en promedio 28.32% anual, y la participación promedio que el MES ocupa en ellos es de 54.40% anual; a diferencia de la banca múltiple que crece a una tasa promedio anual de 38.08% y tan solo el 5.7% en promedio anual se refiere a los MES.

En cuanto a los depósitos; la Agencia de Paita ha crecido en promedio 30.31% anual, obteniendo una participación de 65.54% sobre la CMAC Paita, la cual a su vez creció 21.34% en promedio anual, y participación de 3.04% sobre las CMACs. Estas últimas crecieron 24.47% en promedio, con una participación de 84.55% sobre las IMFNB; quienes tuvieron una mayor tasa de crecimiento anual promedio que la banca múltiple en 4.4%.

Cuadro N° 15

Cuadro de Créditos a Microempresas (MES) (En Millones de Nuevos Soles)															
Años	Agencia Paita			CMAC Paita (1)			Total CMACs (2)			Total IMFNB (3)			Banca Múltiple (4)		
	MES	Tasa de Crecimiento	Participación	MES	Tasa de Crecimiento	Participación	MES	Tasa de Crecimiento	Participación	MES	Tasa de Crecimiento	Participación	MES	Tasa de Crecimiento	Participación
dic-05	6	16.57%	16.26%	39	-8.57%	2.79%	1,417	26.92%	68.03%	2,083	29.06%	53.30%	2,173	41.20%	5.19%
dic-06	8	20.61%	17.63%	44	11.24%	2.52%	1,744	23.06%	65.10%	2,679	28.61%	54.30%	2,672	22.96%	5.61%
dic-07	7	-7.03%	12.72%	57	28.91%	2.62%	2,161	23.91%	61.36%	3,522	31.47%	55.90%	3,702	38.55%	5.74%
dic-08	9	22.82%	10.24%	86	52.54%	2.89%	2,991	38.45%	68.41%	4,373	24.13%	54.08%	5,539	49.62%	6.27%

Cuadro de Total Depósitos (En Millones de Nuevos Soles)														
Años	Agencia Paita			CMAC Paita (1)			Total CMACs (2)			Total IMFNB (3)		Banca Múltiple (4)		
	Monto	Tasa de Crecimiento	Participación	Monto	Tasa de Crecimiento	Participación	Monto	Tasa de Crecimiento	Participación	Monto	Tasa de Crecimiento	Monto	Tasa de Crecimiento	
dic-05	49	33.90%	58.90%	83	22.20%	3.19%	2,607	31.89%	84.90%	3,070	31.56%	52,917	17.74%	
dic-06	52	6.70%	62.88%	83	-0.05%	2.73%	3,041	16.64%	84.30%	3,607	17.50%	56,965	7.65%	
dic-07	81	55.65%	69.39%	117	41.05%	3.22%	3,641	19.70%	84.00%	4,353	20.70%	69,670	22.30%	
dic-08	102	24.98%	71.00%	143	22.15%	3.04%	4,719	29.65%	85.00%	5,590	28.42%	92,717	33.08%	

(1) Conformada por 14 Agencias en el Perú.

(2) A partir del año 2006 CMAC Chincha dejó de operar, dejando 13 Cajas operativas.

(3) Incluye 13 CMACs, 10 CRACs y 13 EDPYMEs.

(4) Conformada por 16 empresas.

Fuente:

<http://www.sbs.gob.pe/estadistica/financiera/2005/Diciembre/C-1104-di2005.DOC>

<http://www.sbs.gob.pe/estadistica/financiera/2006/Diciembre/C-1104-di2006.DOC>

<http://www.sbs.gob.pe/estadistica/financiera/2007/Diciembre/C-1104-di2007.DOC>

<http://www.sbs.gob.pe/estadistica/financiera/2008/Diciembre/C-1104-di2008.DOC>

Elaboración Propia

CAPÍTULO V

APLICACIÓN DEL CREDIT SCORING

5.1. Tamaño Muestral.

La data utilizada en este trabajo ha sido extraída del total de expedientes de créditos Microempresariales (MES) de la Caja Municipal de Ahorro y Crédito de Paita - Oficina Principal de Paita, vigentes al 31 de diciembre del 2008.

El sistema que actualmente utiliza la CMAC Paita para evaluar sus créditos es el “Experto”; el cual se caracteriza por ser un método simple y no requerir de muchas variables. Por tal motivo se escogió aplicar la metodología credit scoring, con el fin de contar con un sistema superior y más confiable.

Del total de créditos MES; se eliminaron todos los casos incoherentes, tales como fechas, montos, tasas y más datos incongruentes originados por problemas de tipeo al pasar la información del sistema anterior al moderno, hace relativamente poco tiempo.

Al finalizar la depuración de expedientes nos quedamos con 1273 observaciones; de las cuales 224 hace referencia a los clientes calificados como problemas potenciales, deficientes, dudosos o pérdidas, y 1049 son clientes normales o puntuales. Las 73 últimas observaciones servirán para estimar la capacidad predictiva del modelo.

5.2. Variables Seleccionadas.

Se consideró que las variables recogieran dos tipos de características, es decir, las que corresponden a las características personales y respecto a indicadores financieros. Las variables que, a priori, se consideraban importantes para explicar la probabilidad de que un cliente sea calificado con problemas potenciales, deficientes, dudosos o pérdidas se muestran en el siguiente cuadro:

Cuadro N° 16

Definición de Variables y Signo de Efecto Esperado

VARIABLE	DEFINICIÓN	SIGNO ESPERADO
CALIFICACION	Dummy: 0 Normal. 1 Problemas potenciales, deficientes, dudoso, pérdida.	
MONEDA	Dummy: 0 Nuevos Soles. 1 Dólares.	+
DEMORA	Fecha de Aprobación – Fecha de Evaluación. (días)	+
FINANCIAMIENTO	Dummy: 0 Agrobanco. 1 Banco de la Nación. 2 Cofide. 3 Recursos propios.	+
MONTO	Monto del crédito. (S/.)	+
INTERESANUAL	Tasa interés anualizada del crédito.	+/-
NOREF	Dummy: 0 Refinanciado. 1 Normal. 2 Castigado.	+/-
ESTADO	Dummy: 0 Judicial. 1 Normal. 2 Vencido.	+
TIPCREDITO	Dummy: 0 Fecha fija. 1 Libre Amortización. 2 Plazo fijo.	+/-
CUOTAS	Número de cuotas del crédito.	+/-
DIAS	Número de días de la cuota.	+/-
PLAZO	Plazo total del crédito. (días)	+/-
APALANCAM	<u>Proveedores + Otros Créditos(IF+CMACs)</u> Act.(Fijo+Disp) + Mercad. + CXC + OCXC	+
RENTAPROX	<u>Ventas – Otros Egresos</u> Act.(Fijo+Disp) + Mercad. + CXC + OCXC	-

Cuadro N° 16

Definición de Variables y Signo de Efecto Esperado

VARIABLE	DEFINICIÓN	SIGNO ESPERADO
ESTCIVIL	Dummy: 0 Soltero. 1 Casado. 2 Conviviente. 3 Viudo. 4 Divorciado. 5 No indicado.	+/-
SEXO	Dummy: 0 Femenino. 1 Masculino.	+/-
EDAD	Años de edad del cliente.	+/-
EDAD2	Variable Proxy de experiencia.	+/-
DATRASADOS	Días atrasados del crédito.	+
ACTDISP	Activo Disponible. (S/.)	-
ACTFIJO	Activo Fijo. (S/.)	+
CXC	Cuentas por cobrar del Balance General. (al 31 dic. 2008).	-
MERCADERIA	Inventarios del Balance General (al 31 dic. 2008).	-
PROVEEDORES	Cuentas por pagar a proveedores del Balance General (al 31 dic. 2008)	-
OCREDITOSOIF	Créditos que tiene el cliente con otras Instituciones Financieras. (S/.)	-
OEGRESOS	Otros egresos. (S/.)	+/-
OCXC	Otras cuentas por cobrar. (S/.)	+
OCREDITOSOCMAC	Otros créditos que el cliente tiene con otras CMACs, vigentes al 31 dic 08. (S/.)	-
VENTAS	Monto de Ventas (S/.)	-
SALDOCAPITAL	Saldo de Capital (S/.)	-
PAGADO	Monto Pagado del crédito (S/.)	-

A continuación; cabe hacer una breve explicación del signo esperado del efecto de las 30 variables exógenas sobre la probabilidad del cliente no puntual:

- ACTDISP: Si la empresa del cliente presenta mayor monto de activo disponible se esperaría que habría menos posibilidades de incumplimiento por parte del cliente.

- ACTFIJO: Cuanto mayor activo fijo disponga el cliente entonces tiene menor liquidez y por lo tanto mayor probabilidad de ser no puntual.

- APALANCAM: Un mayor apalancamiento implica que la empresa tiene un mayor nivel de endeudamiento, por tanto aumenta el riesgo crediticio.

- CXC: Si el cliente tiene mayor cantidad de cuentas por cobrar entonces en el futuro tendrá una mayor disponibilidad para afrontar sus deudas y obligaciones financieras; y por lo tanto su probabilidad de ser no puntual será menor.

- DATRASADOS: Cuantos más días de atraso tiene el cliente mayor será la probabilidad de ser no puntual.

- DEMORA: Si existe una mayor diferencia entre la fecha de aprobación y la de evaluación, quiere decir que existen dudas en el otorgamiento del préstamo; entonces la probabilidad de ser no puntual aumenta. Esto se debe también a la inoportunidad en el otorgamiento del crédito que podría afectar la rentabilidad del negocio.

- EDAD: El efecto esperado es ambiguo. Puede presumirse que un cliente con más años de edad goza de mayor experiencia y, por ende, obtiene mayores beneficios, pero, en contraste, puede asumirse también que a mayor edad, menor predisposición a innovar (mayor resistencia a los cambios) y, en consecuencia, se tendrá un menor beneficio.

- EDAD2: El uso de esta variable es importante y necesario para evitar el efecto no lineal de la variable EDAD. Algunas veces esta variable se considera también como proxy de la experiencia. El efecto esperado, al igual que el de EDAD, es ambiguo.

- ESTADO: Al pasar el crédito de un estado normal a un estado vencido conllevaría a una mayor probabilidad de ser no puntual.
- ESTCIVIL: El efecto esperado de esta variable sobre la probabilidad de incumplimiento de pago del cliente es ambiguo. Esto se refleja en el hecho que las personas comprometidas (casadas y convivientes) tienen mayores gastos y por lo tanto mayor posibilidad de no ser puntual. Todo lo contrario ocurre con las personas no comprometidas (solteros, viudos y divorciados).
- FINANCIAMIENTO: Esta variable hace referencia a otras distintas fuentes de financiamiento que han obtenido los clientes de la CMAC Paita. Por ejemplo, toma el valor de 0 si ha obtenido algún tipo de financiamiento con Agrobanco, 1 si es con el Banco de la Nación, 2 si proviene de Cofide y 3 de Recursos Propios. Esta última fuente de financiamiento es la más común dentro del total de clientes del estudio.
- MERCADERIA: Mayor cantidad de mercadería implica mayores ingresos, entonces mayores posibilidades de pagar deudas, es decir, menos probabilidad de no puntualidad.
- MONEDA: El hecho de endeudarse en dólares, implica una mayor probabilidad de incumplimiento de pago por el riesgo cambiario o efecto de hoja de balance presente.
- MONTO: Cuanto mayor sea el monto del préstamo existe una mayor probabilidad de incumplimiento de pago del cliente.
- NOREF: El efecto esperado de esta variable sobre la probabilidad de incumplimiento de pago del cliente es ambiguo; porque si el préstamo es normal existe la posibilidad que sea puntual, sin embargo, si es castigado sucedería lo contrario.
- OCREDITOSOCMACS: Si el cliente tiene otros créditos con otras CMACs es porque se le considera cliente puntual, entonces menor probabilidad de incumplimiento.
- OCREDITOSOIF: Si tiene otros créditos con otras instituciones financieras es porque tiene un buen historial crediticio, luego se presume que sea cliente puntual.

- OCXC: Si tiene un monto elevado de otras cuentas por cobrar, significa menor liquidez, entonces una mayor probabilidad de ser no puntual.
- PAGADO: Un mayor monto pagado del crédito conlleva a la posibilidad de ser puntual, debido a que la deuda pendiente por pagar es menor.
- PROVEEDORES: Mayor cuenta por pagar a proveedores implicaría la existencia de mercadería, por consiguiente mayores ingresos y por lo tanto menor probabilidad de incumplimiento de pago.
- RENTAPROX: Si el microempresario tiene un mayor nivel de rentabilidad aproximada, es de esperar que cumpla con sus obligaciones, por consiguiente su probabilidad de incumplimiento de pago sería menor.
- SALDOCAPITAL: Cuanto mayor es el saldo de capital, existe la posibilidad de que el cliente sea puntual.
- SEXO: Esta variable dummy, al tener el valor de 1 para el masculino, permite determinar si esta condición lo hace más responsable del pago de su deuda o no.
- TIPCREDITO: Plazo Fijo significa que si las cuotas son mensuales el periodo entre cada cuota será de 30 días. Fecha Fija se refiere a que si el periodo es mensual y la primera cuota es el 28 de un mes, las siguientes serán todos los 28. Si es Libre Amortización el periodo de pago se acuerda con el analista de crédito. Así entonces no se puede determinar con precisión que un tipo de crédito llevará a una mayor probabilidad de default que el otro, por consiguiente el efecto esperado es ambiguo.
- VENTAS: Cuanto mayor sea el monto de las ventas significa mayores ingresos y por consiguiente mejores posibilidades que el cliente sea puntual.
- CUOTAS, DIAS, INTERESANUAL, OEGRESOS y PLAZO: A un mayor número o monto de estas variables de manera independiente no necesariamente determinan mayor o menor probabilidad de default, por ende el efecto esperado es ambiguo.

5.3. Aplicación del Credit Scoring.

El procedimiento que se sigue para la implementación del Scoring es el siguiente:

1°. Se Realizaron regresiones bivariantes (Ver Anexo N° 01) y se seleccionaron las variables explicativas según signo y significancia estadística individual (se escogen las de probabilidad menor del 10%). Se han considerado los primeros 1200 expedientes para la aplicación del procedimiento. El resumen de los resultados es el siguiente:

Cuadro N° 17

Elección del Modelo Probit

VARIABLE	BETA	T CALCULADO	PROB	R² Mc Fadden
ACTDISP	-3.14E-05	-1.257825	0.208455	0.002887
ACTFIJO	1.14E-06	0.390619	0.696079	0.000140
CUOTAS	0.011839	3.578483	0.000346	0.011290
CXC	-3.34E-05	-1.725672	0.084406	0.004024
DATRASADOS	0.015289	9.426360	4.25E-21	0.344136
DEMORA	0.115134	3.808811	0.000140	0.013540
DIAS	0.002777	11.48697	1.53E-30	0.129904
EDAD	0.016730	4.936861	7.94E-07	0.022780
EDAD2	0.000185	5.557459	2.74E-08	0.028579
ESTADO	1.571104	10.36753	3.48E-25	0.113568
ESTCIVIL	-0.004735	-0.126403	0.899413	1.48E-05
FINANCIAMIENTO	0.306671	6.980097	2.95E-12	0.053868
INTERESANUAL	-6.045222	-15.02944	4.71E-51	0.269489
MERCADERIA	-2.96E-06	-1.175284	0.239881	0.001773
MONEDA	0.538376	1.239575	0.215133	0.001362
MONTO	-4.11E-05	-4.084131	4.42E-05	0.018907
NOREF	-3.166705	-16.12248	1.77E-58	0.469976
OCREDITOSOCMACS	-1.34E-05	-1.286393	0.198306	0.001773
OCREDITOSOIF	-7.05E-06	-0.877403	0.380268	0.000808
OCXC	6.53E-06	0.013770	0.989013	1.75E-07
OEGRESOS	-8.66E-06	-1.006840	0.314012	0.000999
PAGADO	-5.97E-05	-1.411994	0.157952	0.001873
PLAZO	0.001898	11.49832	2.2E-107	0.401230
PROVEEDORES	-2.12E-05	-1.796770	0.072372	0.003831
SALDOCAPITAL	-4.18E-05	-3.937700	8.23E-05	0.017892
SEXO	0.357385	4.013924	5.97E-05	0.015145
TIPCREDITO	0.492458	8.182077	2.79E-16	0.067799
VENTAS	-2.94E-06	-1.086656	0.277189	0.001537
APALANCAM	-0.405814	-1.535745	0.124600	0.003587
RENTAPROX	0.007214	0.875185	0.381500	0.003108

Las 17 variables que tienen los signos correctos (comparamos el signo del coeficiente del Cuadro N° 16 con el del Cuadro N° 17) y un nivel de significancia del 10% son: CUOTAS, CXC, DATRASADOS, DEMORA, DIAS, EDAD, EDAD2, ESTADO, FINANCIAMIENTO, INTERESANUAL, MONTO, NOREF, PLAZO, PROVEEDORES, SALDOCAPITAL, SEXO Y TIPCREDITO.

2°. Se comparan las correlaciones entre las variables seleccionadas en el paso anterior (Ver Anexo N° 02); a fin de eliminar el problema de alto grado de multicolinealidad. A continuación se presenta el resumen de los 14 casos en los cuales las correlaciones de las variables superan el 50%:

Cuadro N° 18
VARIABLES CORRELACIONADAS

VARIABLES		CORRELACIÓN
DATRASADOS	ESTADO	0.570886541598178
DATRASADOS	INTERESANUAL	-0.540073270199679
DATRASADOS	NOREF	-0.581267894405348
DATRASADOS	PLAZO	0.654754021020991
DEMORA	EDAD	0.94740570024258
DEMORA	EDAD2	0.914951583201436
DIAS	PLAZO	0.558239850695481
EDAD	EDAD2	0.987669194456752
ESTADO	NOREF	-0.507818592219422
ESTADO	PLAZO	0.643829776082754
INTERESANUAL	NOREF	0.702737406189176
INTERESANUAL	PLAZO	-0.687128959234759
MONTO	SALDOCAPITAL	0.986835453324947
NOREF	PLAZO	-0.76854617618787

Entre el conjunto de variables correlacionadas optamos por la variable de mayor R^2 de Mc Fadden. Por lo tanto, las 10 variables que elegimos son: CUOTAS, CXC, FINANCIAMIENTO, PROVEEDORES, SEXO, TIPCREDITO, MONTO, NOREF, DIAS y EDAD2.

3°. Se construye el modelo multivariable en su versión Probit incorporando las variables escogidas anteriormente. Los modelos se van perfilando para dejar sólo las variables estadísticamente significativas (probabilidad menor del 10%). Siguiendo este procedimiento fueron eliminadas las variables: MONTO, CXC y PROVEEDORES (de mayor a menor probabilidad); siendo su eliminación confirmada por el test de redundancia (Ver Anexo N° 03). Al final nos quedamos con la estimación que presenta menor criterio de información:

Cuadro N° 19
Modelo Multivariable – Probit

Dependent Variable: CALIFICACION				
Method: ML - Binary Probit (Quadratic hill climbing)				
Sample: 1 1200				
Included observations: 1200				
Convergence achieved after 5 iterations				
Covariance matrix computed using second derivatives				
Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	1.150662	0.379907	3.028797	0.0025
EDAD2	-0.000219	6.13E-05	-3.574274	0.0004
CUOTAS	0.011317	0.004593	2.463764	0.0137
FINANCIAMIENTO	0.152136	0.065548	2.320982	0.0203
SEXO	-0.216344	0.127339	-1.698968	0.0893
TIPCREDITO	0.189020	0.075933	2.489294	0.0128
NOREF	-2.976254	0.244616	-12.16704	0.0000
DIAS	0.002018	0.000498	4.051593	0.0001
Mean dependent var	0.167500	S.D. dependent var	0.373577	
S.E. of regresión	0.238650	Akaike info criterion	0.455003	
Sum squared resid	67.88869	Schwarz criterion	0.488936	
Log likelihood	-265.0016	Hannan-Quinn criter.	0.467785	
Restr. log likelihood	-542.2799	Avg. log likelihood	-0.220835	
LR statistic (7 df)	554.5566	McFadden R-squared	0.511320	
Probability(LR stat)	0.000000			
Obs with Dep=0	999	Total obs	1200	
Obs with Dep=1	201			

4°. Evaluación de los modelos alternativos en base a los siguientes criterios:

a.- Todos los coeficientes tienen los signos correctos. Se compara la tercera columna del Cuadro N° 16 con la segunda columna del Cuadro N° 19.

b.- La variable SEXO es relativamente significativa (10%). Las variables CUOTAS, FINANCIAMIENTO y TIPCREDITO son significativas (5%). Las variables EDAD2, NOREF y DIAS son altamente significativas (1%). Se puede afirmar que el modelo en conjunto es altamente significativo (1%).

c.- La bondad de ajuste del modelo (R^2 de McFadden) es aceptable porque se encuentra dentro del rango de 0.2 a 0.6. El cuadro de expectativa de predicción (Ver Anexo N° 04) nos indica que el 93.83% de las predicciones son correctas; además nos dice que el porcentaje de ganancia del modelo respecto al modelo ingenuo de probabilidad es de 63.18%. Asimismo; de acuerdo al Test de Hosmer-Lemeshow (Ver Anexo N° 05) el modelo se ajusta y comporta muy bien (5%).

d.- Si evaluamos la capacidad predictiva de los 73 expedientes no considerados en la estimación anterior; en base al R^2 de conteo (Ver Anexo N° 06), el modelo tiene el 78.08% de predicciones correctas.

5°. Comparamos el modelo Probit (Cuadro N° 19) versus el modelo Logit (Cuadro N° 21), utilizando el R^2 de Mc Fadden, los criterios de información, U Theil y el estadístico Hosmer - Lemeshow, cuya información se resume en el siguiente cuadro:

Cuadro N° 20
Comparación Probit Versus Logit

	R^2 McFadden	Akaike Info Criterion	Schwarz Criterion	Hannan-Quinn Criterion	U-Theil	H-L Statistic Prob. Chi-Sq(8)
PROBIT	0.511320	0.455003	0.488936	0.467785	0.320807	0.1496
LOGIT	0.516096	0.450686	0.484620	0.463469	0.319823	0.7566

Todos los criterios nos indican que la mejor estimación es la del modelo Logit. La estimación es la siguiente:

Cuadro N° 21
Modelo Multivariable – Logit

Dependent Variable: CALIFICACION				
Method: ML - Binary Logit (Quadratic hill climbing)				
Sample: 1 1200				
Included observations: 1200				
Convergence achieved after 6 iterations				
Covariance matrix computed using second derivatives				
Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	2.388989	0.848888	2.814257	0.0049
EDAD2	-0.000475	0.000132	-3.598982	0.0003
CUOTAS	0.016238	0.008364	1.941370	0.0522
FINANCIAMIENTO	0.297874	0.138975	2.143367	0.0321
SEXO	-0.353629	0.264677	-1.336076	0.1815
TIPCREDITO	0.398241	0.164899	2.415063	0.0157
NOREF	-5.604260	0.562182	-9.968759	0.0000
DIAS	0.003589	0.000947	3.790015	0.0002
Mean dependent var	0.167500	S.D. dependent var	0.373577	
S.E. of regresión	0.238033	Akaike info criterion	0.450686	
Sum squared resid	67.53865	Schwarz criterion	0.484620	
Log likelihood	-262.4116	Hannan-Quinn criter.	0.463469	
Restr. log likelihood	-542.2799	Avg. log likelihood	-0.218676	
LR statistic (7 df)	559.7365	McFadden R-squared	0.516096	
Probability(LR stat)	0.000000			
Obs with Dep=0	999	Total obs	1200	
Obs with Dep=1	201			

6 °. Una vez elegido el modelo final; modelo Logit, se calculan los efectos marginales de cada variable (Ver Anexo N° 07) que se presentan a continuación:

Cuadro N° 22
Efectos Marginales – Modelo Logit

Variable	Ef. Marginal Promedio	Implicancia
CUOTAS	0.000925	+ cuotas, + prob. de default
DIAS	0.000204	+ días, + prob. de default
EDAD2	-0.000027	+ edad, - prob. de default
FINANCIAMIENTO	0.016960	+ financiam., + prob. de default
NOREF	-0.319080	si es castigado, - prob. de default
SEXO	-0.020134	si es hombre, - prob. de default
TIPCREDITO	0.022674	si es plazo fijo + prob. de default

En el cuadro anterior podemos apreciar que el mayor efecto marginal promedio de la probabilidad de incumplimiento de pago lo origina la variable NOREF, y el menor efecto lo presenta la variable EDAD2.

5.4. Análisis de los Resultados.

- Las variables ACTDISP, ACTFIJO, ESTCIVIL, MERCADERIA, MONEDA, OCREDITOSOCMACS, OCREDITOSOIF, OCXC, OEGRESOS, PAGADO VENTAS, APALANCAM y RENTAPROX no se consideraron en el modelo por ser redundantes. Se eliminaron en el primer paso al tener una probabilidad mayor de 10%.

- Para no tener un alto grado de multicolinealidad, no se consideraron en el modelo las siguientes variables: DATRASADOS, ESTADO, INTERESANUAL, PLAZO, DEMORA, EDAD y SALDOCAPITAL.

- En la construcción del modelo multivariable Probit se eliminaron las siguientes variables en este orden: MONTO, CXC y PROVEEDORES por ser redundantes.

- El modelo Logit presenta mejor performance que el modelo Probit por los indicadores estadísticos del Cuadro N° 20; presenta mejor bondad de ajuste, menores criterios de información y menor U-Theil.

- De las 7 variables que finalmente forman parte del modelo Logit; las siguientes 6 son significativas: CUOTAS, FINANCIAMIENTO, TIPCREDITO, EDAD2, NOREF y DIAS, mientras que la variable SEXO no lo es.

- Si intentamos eliminar la variable NOREF, obtendríamos un R^2 Mc Fadden de 0.30 y un aumento notable de los criterios de información, lo cual no resulta conveniente (Ver Anexo N° 08). Realizando un análisis más exhaustivo, la correlación que existe entre NOREF y la variable dependiente CALIFICACION es de 48%, y si logramos estimar un modelo Logit para explicar la probabilidad de incumplimiento de pago únicamente en función a la variable NOREF, el R^2 de Mc Fadden es de sólo 48%; no existiendo un alto grado de dependencia (Ver Anexo N° 09). Si tratamos de reemplazar la variable NOREF con indicadores aproximados de rentabilidad (RENTAPROX) y apalancamiento (APALANCAM) observamos en el Anexo N° 10 que el grado de ajuste del modelo solamente es de 30% y las variables antes mencionadas no son relevantes. Esta es una de las limitaciones del trabajo de investigación al no contar con mayor información para estimar indicadores más precisos.

- Los efectos marginales promedios se calcularon a partir del valor de las medias de cada variable explicativa. Estos se interpretan como el cambio marginal en la probabilidad de incumplimiento de pago ante cambios en el valor de la variable explicativa. Así se tiene que las variables CUOTAS, DIAS, FINANCIAMIENTO y TIPCREDITO tienen incidencia directa sobre la variable explicada CALIFICACION; es decir ante un aumento (disminución) de cada una de estas variables explicativas la probabilidad de incumplimiento de pago aumenta (disminuye); de éstas; la que presenta un mayor efecto marginal promedio es TIPCREDITO, es decir al pasar la variable de fecha fija a libre amortización o plazo fijo se espera que la probabilidad aumente.

Por otro lado, las variables que tienen relación inversa con CALIFICACION son EDAD2, NOREF y SEXO, es decir ante un aumento (disminución) de estas variables explicativas se espera que la probabilidad de incumplimiento de pago disminuya

(aumente); de éstas el mayor efecto inverso lo tiene NOREF; que por ejemplo al pasar de refinanciado a normal un crédito MES la probabilidad de incumplimiento de pago disminuya, a su vez esta variable es la de mayor efecto marginal promedio entre todas.

Para concluir con el análisis, resulta importante aplicar el modelo Logit a 2 ejemplos fuera de la muestra, ingresando los valores para cada variable. Así se tiene:

- a. Se tiene el caso de un cliente masculino (SEXO=1) de 23 años de edad (EDAD2=529), con financiamiento de recursos propios (FINANCIAMIENTO=3) con un crédito a plazo fijo (TIPCREDITO=2) con 25 cuotas (CUOTAS=25) a pagar cada 31 días (DIAS=31) y normal (NOREF=1). El modelo predice una probabilidad de incumplimiento de pago de 16.62%, es decir, es un cliente bueno o puntual.

- b. Si es mujer (SEXO=0) de 54 años de edad (EDAD2=2916), con financiamiento de recursos propios (FINANCIAMIENTO=3) con un crédito a plazo fijo (TIPCREDITO=2) con 12 cuotas (CUOTAS=12) a pagar cada 31 días (DIAS=31) y refinanciado (NOREF=0). El modelo predice una probabilidad de incumplimiento de pago de 95.25%; es decir un cliente no puntual.

Conclusiones

1. Una condición básica para garantizar la sostenibilidad de las instituciones financieras es una administración eficaz del riesgo en todas sus manifestaciones: riesgo de mercado, riesgo operativo, riesgo crediticio. Este último tipo de riesgo es crucial en las entidades financieras orientadas hacia la micro y pequeña empresa. Entre éstas destacan las Cajas Municipales y Rurales.
2. El sector de la micro y pequeña empresa se encuentra en pleno crecimiento en el Perú; por lo cual cualquier estrategia de impulso y modernización pasa por concebir mecanismos para dar viabilidad a dicho sector, máxime cuando éste enfrenta en la actualidad diversas amenazas y debilidades.
3. En materia de financiamiento microempresarial es necesario tener en cuenta estas 2 cuestiones: el microempresario requiere de una relación crediticia de largo plazo, la cual se apoye justamente en entidades financieras sólidas y sostenibles en el tiempo, y esto exige obviamente que dichas entidades puedan minimizar los riesgos que enfrentan y, en particular, el riesgo crediticio. Segundo, que el principal determinante del riesgo crediticio es la precaria y baja rentabilidad de este sector, lo cual se revertirá no sólo con acceso al financiamiento sino también con medidas y acciones en otros planos.

4. El surgimiento de las Cajas Municipales a lo largo del país, ha permitido que, en alguna medida, se revierta la situación de falta de alternativas de financiamiento formal para los pequeños empresarios. Estas instituciones cubren hasta hoy en día, gran parte de las necesidades de este sector microempresarial.
5. Los problemas de información asimétrica implican la necesidad de afrontarlo desde dos vías principales: en primer lugar, mecanismos de control directo a través de la selección y el monitoreo de los prestatarios, y, en segundo lugar, mecanismos de control indirecto por medio de condiciones contractuales que lleven a los clientes a autoseleccionarse y a sentirse incentivados al repago. Entre tales condiciones se encuentran no sólo las típicas de un contrato crediticio (tasa de interés y garantías), sino también premios y castigos apropiados tales como el mantenimiento de una relación de largo plazo, el escalonamiento de los créditos, disminuciones en las tasas de interés, entre otras.
6. Respecto al Credit Scoring, su elaboración debe estar basada, en principio, en variables relativas tanto al negocio como a las características personales.
7. El Scoring obtenido en base al modelo Logit, permitió obtener resultados bastante aceptables (R^2 de Mc Fadden de 0.52 y 78% de predicciones correctas). El Scoring aún es mejorable a partir de la constatación de que aún existen algunas debilidades en la información de esta entidad financiera. En particular, se careció de algunos datos para determinar la rentabilidad real del negocio financiado, ya que los flujos

de caja son proyecciones elaboradas al momento de la aprobación de la solicitud de crédito, las cuales no necesariamente se cumplen.

8. La variable más significativa en el modelo Logit final es NOREF; altamente significativa (1%); la cual a su vez presenta el mayor efecto marginal promedio de la probabilidad de incumplimiento de pago.
9. El modelo de Scoring permitió probar que de la actual concentración de la cartera de créditos Microempresariales (MES) de la CMAC Paita; de la cual el 16.75% son no puntuales, el 6.17% de las predicciones son incorrectas.
10. En concreto el trabajo se orientó a estimar la probabilidad de incumplimiento de pago de un cliente en función a una serie de características, utilizando la metodología del Credit Scoring; la cual se emplea mayormente para evaluar individuos y, pequeñas y medianas empresas; ya que las grandes se analizan con sistemas de rating. Una buena aproximación de estas probabilidades resulta muy importante para que la CMAC Paita reduzca sus pérdidas de morosidad.

Recomendaciones

1. Es importante contar con un seguro microempresarial que cubra los casos de shocks extremos, sin lo cual, cualquier experiencia de crédito estará siempre propensa a colapsar. Así como también resulta útil implementar y, en el caso de las entidades que ya la tienen, perfeccionar la tecnología crediticia adaptándola a la realidad y a las necesidades del sector microempresarial; persiguiendo como un objetivo central la minimización del riesgo crediticio.

2. En lo que respecta específicamente a la etapa de selección crediticia, es conveniente adoptar sistemas de información que permitan un acercamiento lo más estrecho posible a la capacidad y la voluntad de pago de los clientes.

3. Respecto de la capacidad de pago, ésta se debe básicamente a la rentabilidad del negocio, pero no dejan de ser relevantes otros factores ajenos a la actividad principal financiada por la entidad crediticia. Es importante la construcción de un Flujo de Caja con dimensión económica y familiar; balances y estados de resultados proyectados para una adecuada filtración de clientes. Se sugiere a la CMAC Paita que actualice los expedientes de los clientes impagos para conocer sus causas.

4. Es así que resulta importante la elaboración de un sistema de información completo y al día, así como el tratamiento de éste a fin de darle un valor agregado para la toma de decisiones. Esto supone la modelación en sí del riesgo crediticio o de la

probabilidad de incumplimiento de pago de los clientes, a fin de decidir el otorgamiento del crédito. Es decir, en este último caso, estamos hablando de la necesidad de implementar un sistema de Credit Scoring Microempresarial.

5. Además de la capacidad de pago, es importante también contar con referencias sobre su solvencia moral y su comportamiento crediticio pasado; esto supone acceder a centrales de riesgo apropiadas. Hay que tener en cuenta también el escaso acceso de los pequeños empresarios al sistema financiero formal, por lo cual la información de las centrales de riesgo será insuficiente si no se complementa con otras fuentes. La sugerencia, por lo tanto, sería constituir una central de riesgos, que podría estar bajo la responsabilidad de las Cámaras de Comercio locales u otras instituciones serias y confiables.
6. Se debe interceder ante los respectivos estamentos para que en el menor tiempo posible se logre contar con un sistema y servicio de informática que responda a las alturas de las exigencias que el momento amerita; y así poder hacer frente a la competencia.
7. Es conveniente definir y determinar políticas crediticias básicas para la institución, toda vez que se gestan de la experiencia y con tendencia a disminuir los riesgos. Por ejemplo en la actualidad; un factor que incide sobre todo en la modalidad de crédito MES es el sobreendeudamiento, por lo que es necesario restringir a un máximo de tres entidades (incluida la CMAC Paita) a la cual un cliente podrá acceder a crédito.

8. Se recomienda a la CMAC Paita realizar un trabajo de campo para elaborar indicadores más precisos de rentabilidad (ROE, ROA), liquidez y solvencia; y hacer una evaluación ex post de los clientes que se encuentran en la data analizada, y así poder incluir estos indicadores en el modelo estimado, ya que es una de las principales limitaciones a este trabajo de investigación.

Bibliografía

- AGUILAR, Giovanna y CAMARGO, Gonzalo. “Análisis de la Morosidad de las Instituciones Microfinancieras (IMF) en el Perú”. Instituto de Estudios Peruanos (IEP). Perú, 2004.
- ALDRICH, John H. y NELSON, Forrest D. “Linear Probability, Logit, and Probit Models”. Newbury Park, California: Sage Publications. USA, 1984.
- ALMANT, Edward I. “Predicting Financial Distress of Companies: Revisiting the Z-Score and Zeta Models”. Korean Institute of Finance Conference. Seoul, Korea, 2000.
- ALVARADO, Mario. “Evaluación y Manejo del Riesgo Crediticio en el Ámbito Agrícola”. Perú, 2002.
- AMEMIYA. “Qualitative Response Models: A Survey”. Journal of Economics History, Vol. XIX, pp. 1483-1536. USA, 1981.
- ANDERSON-PORISCH, BAU y HACHFELD. “Facts About Credit Scoring”. University Of Minnesota. USA, 2006.
- ARKIN, Herbert y COLTON, Raymond R. “Tables for Statisticians”. Barnes & Noble, Inc. New York. Second Edition.
- BABUBHAI, SAFAL Institute y BARNWELL. Research Triangle Institute. “Hosmer-Lemeshow goodness of fit test for Survey data”. Section on Survey Research Methods. USA, 2003.
- BANDYOPADHYAY, Arindam. “Credit Risk Models for Managing Bank’s Agricultural Loan Portfolio”. National Institute of Bank Management, Pune, India 2007.
- BERGER, Andrea y BARRERA, Marisa. “Credit Scoring For Micro Enterprise Lenders”. Washington D.C., USA, 2007.
- CAJA Municipal de Ahorro y Crédito de Paita. “Metodología de Análisis Crediticio para Micro y Pequeñas Empresas”. Documento Interno. Piura, 2006.
- CAJA Municipal de Ahorro y Crédito de Paita. Reglamentos y Políticas de Créditos.

- CHATTERJEE, CORBAE y RIOS-RULL. “Credit Scoring and Competitive Pricing of Default Risk” (Preliminary and Incomplete)”. USA, 2007.
- CHONG Alberto y SCHROTH Enrique. “Cajas Municipales, Microcrédito y Pobreza en el Perú”. Consorcio de Investigación Económica y Social (CIES). Lima, 1998.
- CODEMYPE; CONSEJO Nacional Para el Desarrollo de la Micro y Pequeña Empresa. “Actualización de Estadísticas de la Micro y Pequeña Empresa”. Lima, Diciembre, 2007.
- CONSOLIDATED Credit Counseling Services, Inc. “Aproveche al Máximo su Calificación Crediticia”. Florida, USA.
- CRAMER, J.S. “Scoring Bank Loans that may go wrong: A Case Study”. Tinbergen Institute. Rotterdam. Netherlands, 2000.
- EATON, Diane. “Microeconomía”. Capítulo 5: Elección basada en información imperfecta. Tercera Edición. México, 1996.
- FEDERACIÓN Peruana de Cajas Municipales de Ahorro y Crédito. “Memoria 2008”. Lima, 2009.
- FLOREZ, Raquel. “Análisis de los Determinantes del Riesgo de Crédito. Aplicación de Técnicas Emergentes en el Marco de los Acuerdos de Basilea II y Solvencia II”. Universidad de León. España, 2007.
- GONZALES VEGA, Claudio y Otros. “Bancosol: El Reto del Crecimiento en Organizaciones de Microfinanzas”. The Ohio State University. Ohio, Agosto, 1996.
- GRACIA-DIEZ, Mercedes y SERRANO, Gregorio. “Algunos Aspectos sobre el Análisis Empírico de Credit Scoring”. Caja de Ahorros y Monte de Piedad de Madrid. Madrid, Octubre, 1992.
- GREENE, William H. “Análisis Econométrico”. Tercera Edición. Prentice Hall. Madrid, España, 1999.
- GUJARATI, Damodar N. “Econometría Básica”. McGraw Hill. Colombia, 1997.
- GUTIÉRREZ, Girault y ALFREDO, Matías. “Modelos de Credit Scoring. Qué, Cómo, Cuándo y Para Qué”. Banco Central de la República Argentina (BCRA). Argentina, 2007.

- JACOBSON, Tor y ROSZBACH, Kasper. “Bank Lending Policy, Credit Scoring and Value at Risk”. Stockholm School of Economics. Stockholm. Julio, 1998.
- LARRAIN, Christian. “Credit Scoring y Financiamiento Bancario a la Pequeña Empresa”. Chile, Noviembre, 2005.
- LEY General del Sistema Financiero y del Sistema de Seguros y Orgánica de la Superintendencia de Banca y Seguros – Ley SBS 26702. Lima, 2005.
- LEY que Regula las Sociedades de Información Crediticia y de Protección al Titular de la Información. Ley 288-05. Republica Dominicana, 2005.
- MADDALA, G.S. “Introducción a la Econometría”. Segunda Edición. Prentice-Hall Hispanoamérica, S.A. México, 1996.
- MÁRQUEZ, Javier. “An Introduction to Credit Scoring For Small And Medium Size Enterprises”. USA, Febrero, 2008.
- MAXICONSULT. “El Scoring: Administración y Control del Riesgo Crediticio en la Banca Personal”. Maxiconsult. Lima, 2000.
- MERMELSTEIN, David. “Defaults en Carteras Hipotecarias, Macroeconomía y Arreglos Institucionales: Más Allá de los Modelos de Credit-Scoring Tradicionales”. Centro de Investigación en Métodos Cuantitativos Aplicados a la Economía y la Gestión. Universidad de Buenos Aires. Argentina, 2006.
- NOVALES CINCA, Alfonso. “Econometría”. McGraw-Hill. Segunda Edición. Madrid, 1997.
- PORTOCARRERO, Felipe. “Las Cajas Municipales de Ahorro y Crédito: Su Experiencia en el Micro Crédito Rural en Perú”. Proyecto Conjunto Indes – Programa Japón. Series de Documentos de Trabajo I-33JP. Washington D.C., USA.
- PORTOCARRERO, TRIVELLI y ALVARADO. “Microcrédito en el Perú: Quiénes Piden, Quiénes Dan”. Consorcio de Investigación Económica y Social (CIES). Lima, 2002.
- ROSZBACH, Kasper. “Bank Lending Policy, Credit Scoring and the Survival of Loans”. Stockholm School of Economics. Stockholm. Noviembre, 2003.
- SCALAR Consulting. Boletín Informativo. “Riesgo de Crédito: Scoring”. Ecuador, 2004.

- SCHREINER, Mark y LEÓN DE CERMEÑO, Janina. “Financiamiento Para las Micro y Pequeñas Empresas: Algunas Líneas de Acción”. Center for Social Development. Washington University in St. Louis. USA, 1999.
- SCHREINER, Mark. “La Calificación Estadística en las Microfinanzas: ¿Podrá Funcionar?”. Center for Social Development. Washington University in St. Louis. USA, 2000.
- SCHREINER, Mark. “Scoring para las Microfinanzas” (Transparencias). Tecnoferia. Lima, Julio, 2003.
- SCHREINER, Mark. “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. USA, 1999.
- SCHREINER, Mark. “Ventajas y Desventajas del Scoring Estadístico para las Microfinanzas”. Center for Social Development. Washington University in St. Louis. USA, 2002.
- STIGLITZ, J. y WEISS, A. “Credit Rationing in Markets with Imperfect Information”. The American Economic Review, Vol. 71, No. 3. Junio, 1981.
- SUPERINTENDENCIA de Banca y Seguros del Perú (SBS). Información Financiera de la Banca Múltiple e Instituciones Microfinancieras No Bancarias (IMFNB). Estadísticas y Boletines Informativos.
- TAKAMI, Marcelo y TABAK, Benjamin. “Evaluation Of Default Risk for the Brazilian Banking Sector”. Banco Central de Brasil. Brasil, 2007.
- TRANSUNION White Paper. “La Importancia de los Scoring para el Crecimiento Económico”. Chicago, Illinois. USA, 2007.
- TRIVELLI, Carolina y ALVARADO, Javier. “Endeudamiento Creciente, Cambio Institucional y Contratos de Crédito en el Perú”. CEPES, IEP. Lima, 1999.
- VOJTEK, Martin y KOČENDA, Evžen. “Credit Scoring Methods”. Cerge-Ei, Joint-Place of Charles University and Academy of Sciences, Prague. USA, 2005.
- WENNER, NAVAJAS, TRIVELLI y TARAZONA. “Manejo del Riesgo Crediticio en Instituciones Financieras Rurales en América Latina”. Banco Interamericano de Desarrollo. Washington, D.C., USA, 2007.

Anexos

Página

Anexo N° 01	:	Regresiones Bivariabales	93
Anexo N° 02	:	Matriz de Correlaciones Entre Todas las Exógenas	108
Anexo N° 03	:	Estimación Multivariable Probit	110
Anexo N° 04	:	Cuadro de Expectativa de Predicción	113
Anexo N° 05	:	Test de Hosmer – Lemeshow	114
Anexo N° 06	:	Predicción - R^2 de Conteo	115
Anexo N° 07	:	Efectos Marginales	116
Anexo N° 08	:	Modelo LOGIT sin variable NOREF	117
Anexo N° 09	:	Correlaciones Entre CALIFICACION y Exógenas	118
Anexo N° 10	:	Estimación Logit con RENTAPROX y APALANCAM	119

Anexo N° 01
Regresiones Bivariabes

Dependent Variable: CALIFICACION				
Method: ML - Binary Probit (Quadratic hill climbing)				
Sample: 1 1200				
Included observations: 1200				
Convergence achieved after 6 iterations				
Covariance matrix computed using second derivatives				
Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	-0.939080	0.046425	-20.22775	0.0000
ACTDISP	-3.14E-05	2.50E-05	-1.257825	0.2085
Mean dependent var	0.167500	S.D. dependent var	0.373577	
S.E. of regression	0.373346	Akaike info criterion	0.904524	
Sum squared resid	166.9856	Schwarz criterion	0.913008	
Log likelihood	-540.7145	Hannan-Quinn criter.	0.907720	
Restr. log likelihood	-542.2799	Avg. log likelihood	-0.450595	
LR statistic (1 df)	3.130743	McFadden R-squared	0.002887	
Probability(LR stat)	0.076829			
Obs with Dep=0	999	Total obs	1200	
Obs with Dep=1	201			

Dependent Variable: CALIFICACION				
Method: ML - Binary Probit (Quadratic hill climbing)				
Sample: 1 1200				
Included observations: 1200				
Convergence achieved after 5 iterations				
Covariance matrix computed using second derivatives				
Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	-0.976872	0.054137	-18.04448	0.0000
ACTFIJO	1.14E-06	2.92E-06	0.390619	0.6961
Mean dependent var	0.167500	S.D. dependent var	0.373577	
S.E. of regression	0.373707	Akaike info criterion	0.907007	
Sum squared resid	167.3087	Schwarz criterion	0.915490	
Log likelihood	-542.2041	Hannan-Quinn criter.	0.910202	
Restr. log likelihood	-542.2799	Avg. log likelihood	-0.451837	
LR statistic (1 df)	0.151575	McFadden R-squared	0.000140	
Probability(LR stat)	0.697035			
Obs with Dep=0	999	Total obs	1200	
Obs with Dep=1	201			

Dependent Variable: CALIFICACION				
Method: ML - Binary Probit (Quadratic hill climbing)				
Sample: 1 1200				
Included observations: 1200				
Convergence achieved after 4 iterations				
Covariance matrix computed using second derivatives				
Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	-1.095777	0.057531	-19.04659	0.0000
CUOTAS	0.011839	0.003309	3.578483	0.0003
Mean dependent var	0.167500	S.D. dependent var	0.373577	
S.E. of regression	0.372073	Akaike info criterion	0.896929	
Sum squared resid	165.8495	Schwarz criterion	0.905413	
Log likelihood	-536.1575	Hannan-Quinn criter.	0.900125	
Restr. log likelihood	-542.2799	Avg. log likelihood	-0.446798	
LR statistic (1 df)	12.24469	McFadden R-squared	0.011290	
Probability(LR stat)	0.000467			
Obs with Dep=0	999	Total obs	1200	
Obs with Dep=1	201			

Dependent Variable: CALIFICACION				
Method: ML - Binary Probit (Quadratic hill climbing)				
Sample: 1 1200				
Included observations: 1200				
Convergence achieved after 5 iterations				
Covariance matrix computed using second derivatives				
Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	-0.937407	0.045058	-20.80432	0.0000
CXC	-3.34E-05	1.94E-05	-1.725672	0.0844
Mean dependent var	0.167500	S.D. dependent var	0.373577	
S.E. of regression	0.373211	Akaike info criterion	0.903496	
Sum squared resid	166.8655	Schwarz criterion	0.911979	
Log likelihood	-540.0975	Hannan-Quinn criter.	0.906691	
Restr. log likelihood	-542.2799	Avg. log likelihood	-0.450081	
LR statistic (1 df)	4.364774	McFadden R-squared	0.004024	
Probability(LR stat)	0.036689			
Obs with Dep=0	999	Total obs	1200	
Obs with Dep=1	201			

Dependent Variable: CALIFICACION				
Method: ML - Binary Probit (Quadratic hill climbing)				
Sample: 1 1200				
Included observations: 1200				
Convergence achieved after 6 iterations				
Covariance matrix computed using second derivatives				
Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	-1.317560	0.052419	-25.13498	0.0000
DATRASADOS	0.015289	0.001622	9.426360	0.0000
Mean dependent var	0.167500	S.D. dependent var	0.373577	
S.E. of regression	0.276051	Akaike info criterion	0.596103	
Sum squared resid	91.29231	Schwarz criterion	0.604587	
Log likelihood	-355.6618	Hannan-Quinn criter.	0.599299	
Restr. log likelihood	-542.2799	Avg. log likelihood	-0.296385	
LR statistic (1 df)	373.2361	McFadden R-squared	0.344136	
Probability(LR stat)	0.000000			
Obs with Dep=0	999	Total obs	1200	
Obs with Dep=1	201			

Dependent Variable: CALIFICACION				
Method: ML - Binary Probit (Quadratic hill climbing)				
Sample: 1 1200				
Included observations: 1200				
Convergence achieved after 4 iterations				
Covariance matrix computed using second derivatives				
Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	-1.322544	0.105119	-12.58138	0.0000
DEMORA	0.115134	0.030228	3.808811	0.0001
Mean dependent var	0.167500	S.D. dependent var	0.373577	
S.E. of regression	0.371070	Akaike info criterion	0.894896	
Sum squared resid	164.9559	Schwarz criterion	0.903379	
Log likelihood	-534.9374	Hannan-Quinn criter.	0.898091	
Restr. log likelihood	-542.2799	Avg. log likelihood	-0.445781	
LR statistic (1 df)	14.68499	McFadden R-squared	0.013540	
Probability(LR stat)	0.000127			
Obs with Dep=0	999	Total obs	1200	
Obs with Dep=1	201			

Dependent Variable: CALIFICACION				
Method: ML - Binary Probit (Quadratic hill climbing)				
Sample: 1 1200				
Included observations: 1200				
Convergence achieved after 4 iterations				
Covariance matrix computed using second derivatives				
Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	-1.362489	0.057940	-23.51552	0.0000
DIAS	0.002777	0.000242	11.48697	0.0000
Mean dependent var	0.167500	S.D. dependent var	0.373577	
S.E. of regression	0.340998	Akaike info criterion	0.789726	
Sum squared resid	139.3033	Schwarz criterion	0.798209	
Log likelihood	-471.8356	Hannan-Quinn criter.	0.792922	
Restr. log likelihood	-542.2799	Avg. log likelihood	-0.393196	
LR statistic (1 df)	140.8886	McFadden R-squared	0.129904	
Probability(LR stat)	0.000000			
Obs with Dep=0	999	Total obs	1200	
Obs with Dep=1	201			

Dependent Variable: CALIFICACION				
Method: ML - Binary Probit (Quadratic hill climbing)				
Sample: 1 1200				
Included observations: 1200				
Convergence achieved after 4 iterations				
Covariance matrix computed using second derivatives				
Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	-1.763069	0.169394	-10.40807	0.0000
EDAD	0.016730	0.003389	4.936861	0.0000
Mean dependent var	0.167500	S.D. dependent var	0.373577	
S.E. of regression	0.368729	Akaike info criterion	0.886544	
Sum squared resid	162.8812	Schwarz criterion	0.895028	
Log likelihood	-529.9266	Hannan-Quinn criter.	0.889740	
Restr. log likelihood	-542.2799	Avg. log likelihood	-0.441605	
LR statistic (1 df)	24.70663	McFadden R-squared	0.022780	
Probability(LR stat)	6.68E-07			
Obs with Dep=0	999	Total obs	1200	
Obs with Dep=1	201			

Dependent Variable: CALIFICACION				
Method: ML - Binary Probit (Quadratic hill climbing)				
Sample: 1 1200				
Included observations: 1200				
Convergence achieved after 5 iterations				
Covariance matrix computed using second derivatives				
Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	-1.417629	0.094135	-15.05950	0.0000
EDAD2	0.000185	3.33E-05	5.557459	0.0000
Mean dependent var	0.167500	S.D. dependent var	0.373577	
S.E. of regression	0.367428	Akaike info criterion	0.881303	
Sum squared resid	161.7339	Schwarz criterion	0.889787	
Log likelihood	-526.7819	Hannan-Quinn criter.	0.884499	
Restr. log likelihood	-542.2799	Avg. log likelihood	-0.438985	
LR statistic (1 df)	30.99606	McFadden R-squared	0.028579	
Probability(LR stat)	2.59E-08			
Obs with Dep=0	999	Total obs	1200	
Obs with Dep=1	201			

Dependent Variable: CALIFICACION				
Method: ML - Binary Probit (Quadratic hill climbing)				
Sample: 1 1200				
Included observations: 1200				
Convergence achieved after 4 iterations				
Covariance matrix computed using second derivatives				
Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	-2.642380	0.165325	-15.98290	0.0000
ESTADO	1.571104	0.151541	10.36753	0.0000
Mean dependent var	0.167500	S.D. dependent var	0.373577	
S.E. of regression	0.328225	Akaike info criterion	0.804491	
Sum squared resid	129.0625	Schwarz criterion	0.812974	
Log likelihood	-480.6943	Hannan-Quinn criter.	0.807686	
Restr. log likelihood	-542.2799	Avg. log likelihood	-0.400579	
LR statistic (1 df)	123.1712	McFadden R-squared	0.113568	
Probability(LR stat)	0.000000			
Obs with Dep=0	999	Total obs	1200	
Obs with Dep=1	201			

Dependent Variable: CALIFICACION				
Method: ML - Binary Probit (Quadratic hill climbing)				
Sample: 1 1200				
Included observations: 1200				
Convergence achieved after 4 iterations				
Covariance matrix computed using second derivatives				
Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	-0.959138	0.058140	-16.49692	0.0000
ESTCIVIL	-0.004735	0.037463	-0.126403	0.8994
Mean dependent var	0.167500	S.D. dependent var	0.373577	
S.E. of regression	0.373731	Akaike info criterion	0.907120	
Sum squared resid	167.3305	Schwarz criterion	0.915603	
Log likelihood	-542.2719	Hannan-Quinn criter.	0.910315	
Restr. log likelihood	-542.2799	Avg. log likelihood	-0.451893	
LR statistic (1 df)	0.016008	McFadden R-squared	1.48E-05	
Probability(LR stat)	0.899317			
Obs with Dep=0	999	Total obs	1200	
Obs with Dep=1	201			

Dependent Variable: CALIFICACION				
Method: ML - Binary Probit (Quadratic hill climbing)				
Sample: 1 1200				
Included observations: 1200				
Convergence achieved after 5 iterations				
Covariance matrix computed using second derivatives				
Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	-1.696116	0.119834	-14.15388	0.0000
FINANCIAMIENTO	0.306671	0.043935	6.980097	0.0000
Mean dependent var	0.167500	S.D. dependent var	0.373577	
S.E. of regression	0.366186	Akaike info criterion	0.858447	
Sum squared resid	160.6424	Schwarz criterion	0.866931	
Log likelihood	-513.0683	Hannan-Quinn criter.	0.861643	
Restr. log likelihood	-542.2799	Avg. log likelihood	-0.427557	
LR statistic (1 df)	58.42312	McFadden R-squared	0.053868	
Probability(LR stat)	2.11E-14			
Obs with Dep=0	999	Total obs	1200	
Obs with Dep=1	201			

Dependent Variable: CALIFICACION				
Method: ML - Binary Probit (Quadratic hill climbing)				
Sample: 1 1200				
Included observations: 1200				
Convergence achieved after 5 iterations				
Covariance matrix computed using second derivatives				
Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	1.829553	0.190918	9.582905	0.0000
INTERESANUAL	-6.045222	0.402225	-15.02944	0.0000
Mean dependent var	0.167500	S.D. dependent var	0.373577	
S.E. of regression	0.296050	Akaike info criterion	0.663569	
Sum squared resid	104.9995	Schwarz criterion	0.672052	
Log likelihood	-396.1413	Hannan-Quinn criter.	0.666765	
Restr. log likelihood	-542.2799	Avg. log likelihood	-0.330118	
LR statistic (1 df)	292.2771	McFadden R-squared	0.269489	
Probability(LR stat)	0.000000			
Obs with Dep=0	999	Total obs	1200	
Obs with Dep=1	201			

Dependent Variable: CALIFICACION				
Method: ML - Binary Probit (Quadratic hill climbing)				
Sample: 1 1200				
Included observations: 1200				
Convergence achieved after 5 iterations				
Covariance matrix computed using second derivatives				
Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	-0.938628	0.047588	-19.72404	0.0000
MERCADERIA	-2.96E-06	2.52E-06	-1.175284	0.2399
Mean dependent var	0.167500	S.D. dependent var	0.373577	
S.E. of regression	0.373494	Akaike info criterion	0.905531	
Sum squared resid	167.1180	Schwarz criterion	0.914015	
Log likelihood	-541.3186	Hannan-Quinn criter.	0.908727	
Restr. log likelihood	-542.2799	Avg. log likelihood	-0.451099	
LR statistic (1 df)	1.922509	McFadden R-squared	0.001773	
Probability(LR stat)	0.165580			
Obs with Dep=0	999	Total obs	1200	
Obs with Dep=1	201			

Dependent Variable: CALIFICACION				
Method: ML - Binary Probit (Quadratic hill climbing)				
Sample: 1 1200				
Included observations: 1200				
Convergence achieved after 4 iterations				
Covariance matrix computed using second derivatives				
Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	-0.969103	0.043248	-22.40806	0.0000
MONEDA	0.538376	0.434323	1.239575	0.2151
Mean dependent var	0.167500	S.D. dependent var	0.373577	
S.E. of regression	0.373455	Akaike info criterion	0.905903	
Sum squared resid	167.0831	Schwarz criterion	0.914386	
Log likelihood	-541.5416	Hannan-Quinn criter.	0.909098	
Restr. log likelihood	-542.2799	Avg. log likelihood	-0.451285	
LR statistic (1 df)	1.476681	McFadden R-squared	0.001362	
Probability(LR stat)	0.224295			
Obs with Dep=0	999	Total obs	1200	
Obs with Dep=1	201			

Dependent Variable: CALIFICACION				
Method: ML - Binary Probit (Quadratic hill climbing)				
Sample: 1 1200				
Included observations: 1200				
Convergence achieved after 4 iterations				
Covariance matrix computed using second derivatives				
Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	-0.795849	0.057811	-13.76631	0.0000
MONTO	-4.11E-05	1.01E-05	-4.084131	0.0000
Mean dependent var	0.167500	S.D. dependent var	0.373577	
S.E. of regression	0.369232	Akaike info criterion	0.890045	
Sum squared resid	163.3259	Schwarz criterion	0.898528	
Log likelihood	-532.0268	Hannan-Quinn criter.	0.893240	
Restr. log likelihood	-542.2799	Avg. log likelihood	-0.443356	
LR statistic (1 df)	20.50627	McFadden R-squared	0.018907	
Probability(LR stat)	5.94E-06			
Obs with Dep=0	999	Total obs	1200	
Obs with Dep=1	201			

Dependent Variable: CALIFICACION				
Method: ML - Binary Probit (Quadratic hill climbing)				
Sample: 1 1200				
Included observations: 1200				
Convergence achieved after 4 iterations				
Covariance matrix computed using second derivatives				
Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	1.685377	0.188786	8.927454	0.0000
NOREF	-3.166705	0.196415	-16.12248	0.0000
Mean dependent var	0.167500	S.D. dependent var	0.373577	
S.E. of regression	0.240796	Akaike info criterion	0.482369	
Sum squared resid	69.46354	Schwarz criterion	0.490852	
Log likelihood	-287.4214	Hannan-Quinn criter.	0.485565	
Restr. log likelihood	-542.2799	Avg. log likelihood	-0.239518	
LR statistic (1 df)	509.7171	McFadden R-squared	0.469976	
Probability(LR stat)	0.000000			
Obs with Dep=0	999	Total obs	1200	
Obs with Dep=1	201			

Dependent Variable: CALIFICACION				
Method: ML - Binary Probit (Quadratic hill climbing)				
Sample: 1 1200				
Included observations: 1200				
Convergence achieved after 4 iterations				
Covariance matrix computed using second derivatives				
Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	-0.946353	0.044876	-21.08822	0.0000
OCREDITOSOCMACS	-1.34E-05	1.04E-05	-1.286393	0.1983
Mean dependent var	0.167500	S.D. dependent var	0.373577	
S.E. of regression	0.373507	Akaike info criterion	0.905530	
Sum squared resid	167.1299	Schwarz criterion	0.914014	
Log likelihood	-541.3183	Hannan-Quinn criter.	0.908726	
Restr. log likelihood	-542.2799	Avg. log likelihood	-0.451099	
LR statistic (1 df)	1.923216	McFadden R-squared	0.001773	
Probability(LR stat)	0.165503			
Obs with Dep=0	999	Total obs	1200	
Obs with Dep=1	201			

Dependent Variable: CALIFICACION				
Method: ML - Binary Probit (Quadratic hill climbing)				
Sample: 1 1200				
Included observations: 1200				
Convergence achieved after 4 iterations				
Covariance matrix computed using second derivatives				
Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	-0.956600	0.043731	-21.87451	0.0000
OCREDITOSOIF	-7.05E-06	8.04E-06	-0.877403	0.3803
Mean dependent var	0.167500	S.D. dependent var	0.373577	
S.E. of regression	0.373623	Akaike info criterion	0.906403	
Sum squared resid	167.2336	Schwarz criterion	0.914886	
Log likelihood	-541.8417	Hannan-Quinn criter.	0.909598	
Restr. log likelihood	-542.2799	Avg. log likelihood	-0.451535	
LR statistic (1 df)	0.876399	McFadden R-squared	0.000808	
Probability(LR stat)	0.349190			
Obs with Dep=0	999	Total obs	1200	
Obs with Dep=1	201			

Dependent Variable: CALIFICACION				
Method: ML - Binary Probit (Quadratic hill climbing)				
Sample: 1 1200				
Included observations: 1200				
Convergence achieved after 4 iterations				
Covariance matrix computed using second derivatives				
Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	-0.964150	0.043213	-22.31132	0.0000
OCXC	6.53E-06	0.000474	0.013770	0.9890
Mean dependent var	0.167500	S.D. dependent var	0.373577	
S.E. of regression	0.373733	Akaike info criterion	0.907133	
Sum squared resid	167.3325	Schwarz criterion	0.915616	
Log likelihood	-542.2798	Hannan-Quinn criter.	0.910329	
Restr. log likelihood	-542.2799	Avg. log likelihood	-0.451900	
LR statistic (1 df)	0.000189	McFadden R-squared	1.75E-07	
Probability(LR stat)	0.989021			
Obs with Dep=0	999	Total obs	1200	
Obs with Dep=1	201			

Dependent Variable: CALIFICACION				
Method: ML - Binary Probit (Quadratic hill climbing)				
Sample: 1 1200				
Included observations: 1200				
Convergence achieved after 4 iterations				
Covariance matrix computed using second derivatives				
Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	-0.939960	0.048937	-19.20763	0.0000
OEGRESOS	-8.66E-06	8.61E-06	-1.006840	0.3140
Mean dependent var	0.167500	S.D. dependent var	0.373577	
S.E. of regression	0.373587	Akaike info criterion	0.906230	
Sum squared resid	167.2017	Schwarz criterion	0.914714	
Log likelihood	-541.7380	Hannan-Quinn criter.	0.909426	
Restr. log likelihood	-542.2799	Avg. log likelihood	-0.451448	
LR statistic (1 df)	1.083715	McFadden R-squared	0.000999	
Probability(LR stat)	0.297868			
Obs with Dep=0	999	Total obs	1200	
Obs with Dep=1	201			

Dependent Variable: CALIFICACION				
Method: ML - Binary Probit (Quadratic hill climbing)				
Sample: 1 1200				
Included observations: 1200				
Convergence achieved after 4 iterations				
Covariance matrix computed using second derivatives				
Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	-0.920603	0.052526	-17.52675	0.0000
PAGADO	-5.97E-05	4.23E-05	-1.411994	0.1580
Mean dependent var	0.167500	S.D. dependent var	0.373577	
S.E. of regression	0.373397	Akaike info criterion	0.905441	
Sum squared resid	167.0314	Schwarz criterion	0.913924	
Log likelihood	-541.2644	Hannan-Quinn criter.	0.908636	
Restr. log likelihood	-542.2799	Avg. log likelihood	-0.451054	
LR statistic (1 df)	2.031000	McFadden R-squared	0.001873	
Probability(LR stat)	0.154119			
Obs with Dep=0	999	Total obs	1200	
Obs with Dep=1	201			

Dependent Variable: CALIFICACION				
Method: ML - Binary Probit (Quadratic hill climbing)				
Sample: 1 1200				
Included observations: 1200				
Convergence achieved after 5 iterations				
Covariance matrix computed using second derivatives				
Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	-2.045520	0.092922	-22.01319	0.0000
PLAZO	0.001898	0.000165	11.49832	0.0000
Mean dependent var	0.167500	S.D. dependent var	0.373577	
S.E. of regression	0.277475	Akaike info criterion	0.544502	
Sum squared resid	92.23708	Schwarz criterion	0.552985	
Log likelihood	-324.7012	Hannan-Quinn criter.	0.547698	
Restr. log likelihood	-542.2799	Avg. log likelihood	-0.270584	
LR statistic (1 df)	435.1575	McFadden R-squared	0.401230	
Probability(LR stat)	0.000000			
Obs with Dep=0	999	Total obs	1200	
Obs with Dep=1	201			

Dependent Variable: CALIFICACION				
Method: ML - Binary Probit (Quadratic hill climbing)				
Sample: 1 1200				
Included observations: 1200				
Convergence achieved after 4 iterations				
Covariance matrix computed using second derivatives				
Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	-0.943335	0.044157	-21.36339	0.0000
PROVEEDORES	-2.12E-05	1.18E-05	-1.796770	0.0724
Mean dependent var	0.167500	S.D. dependent var	0.373577	
S.E. of regression	0.373242	Akaike info criterion	0.903671	
Sum squared resid	166.8930	Schwarz criterion	0.912154	
Log likelihood	-540.2024	Hannan-Quinn criter.	0.906866	
Restr. log likelihood	-542.2799	Avg. log likelihood	-0.450169	
LR statistic (1 df)	4.154957	McFadden R-squared	0.003831	
Probability(LR stat)	0.041513			
Obs with Dep=0	999	Total obs	1200	
Obs with Dep=1	201			

Dependent Variable: CALIFICACION				
Method: ML - Binary Probit (Quadratic hill climbing)				
Sample: 1 1200				
Included observations: 1200				
Convergence achieved after 5 iterations				
Covariance matrix computed using second derivatives				
Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	-0.823756	0.054232	-15.18959	0.0000
SALDOCAPITAL	-4.18E-05	1.06E-05	-3.937700	0.0001
Mean dependent var	0.167500	S.D. dependent var	0.373577	
S.E. of regression	0.369635	Akaike info criterion	0.890963	
Sum squared resid	163.6832	Schwarz criterion	0.899446	
Log likelihood	-532.5776	Hannan-Quinn criter.	0.894158	
Restr. log likelihood	-542.2799	Avg. log likelihood	-0.443815	
LR statistic (1 df)	19.40455	McFadden R-squared	0.017892	
Probability(LR stat)	1.06E-05			
Obs with Dep=0	999	Total obs	1200	
Obs with Dep=1	201			

Dependent Variable: CALIFICACION				
Method: ML - Binary Probit (Quadratic hill climbing)				
Sample: 1 1200				
Included observations: 1200				
Convergence achieved after 4 iterations				
Covariance matrix computed using second derivatives				
Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	-1.175356	0.069789	-16.84155	0.0000
SEXO	0.357385	0.089036	4.013924	0.0001
Mean dependent var	0.167500	S.D. dependent var	0.373577	
S.E. of regression	0.371227	Akaike info criterion	0.893445	
Sum squared resid	165.0954	Schwarz criterion	0.901928	
Log likelihood	-534.0669	Hannan-Quinn criter.	0.896641	
Restr. log likelihood	-542.2799	Avg. log likelihood	-0.445056	
LR statistic (1 df)	16.42592	McFadden R-squared	0.015145	
Probability(LR stat)	5.06E-05			
Obs with Dep=0	999	Total obs	1200	
Obs with Dep=1	201			

Dependent Variable: CALIFICACION				
Method: ML - Binary Probit (Quadratic hill climbing)				
Sample: 1 1200				
Included observations: 1200				
Convergence achieved after 4 iterations				
Covariance matrix computed using second derivatives				
Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	-1.626566	0.096882	-16.78911	0.0000
TIPCREDITO	0.492458	0.060187	8.182077	0.0000
Mean dependent var	0.167500	S.D. dependent var	0.373577	
S.E. of regression	0.360304	Akaike info criterion	0.845856	
Sum squared resid	155.5228	Schwarz criterion	0.854340	
Log likelihood	-505.5139	Hannan-Quinn criter.	0.849052	
Restr. log likelihood	-542.2799	Avg. log likelihood	-0.421262	
LR statistic (1 df)	73.53207	McFadden R-squared	0.067799	
Probability(LR stat)	0.000000			
Obs with Dep=0	999	Total obs	1200	
Obs with Dep=1	201			

Dependent Variable: CALIFICACION				
Method: ML - Binary Probit (Quadratic hill climbing)				
Sample: 1 1200				
Included observations: 1200				
Convergence achieved after 5 iterations				
Covariance matrix computed using second derivatives				
Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	-0.930713	0.052139	-17.85050	0.0000
VENTAS	-2.94E-06	2.71E-06	-1.086656	0.2772
Mean dependent var	0.167500	S.D. dependent var	0.373577	
S.E. of regression	0.373514	Akaike info criterion	0.905744	
Sum squared resid	167.1365	Schwarz criterion	0.914228	
Log likelihood	-541.4466	Hannan-Quinn criter.	0.908940	
Restr. log likelihood	-542.2799	Avg. log likelihood	-0.451205	
LR statistic (1 df)	1.666601	McFadden R-squared	0.001537	
Probability(LR stat)	0.196714			
Obs with Dep=0	999	Total obs	1200	
Obs with Dep=1	201			

Dependent Variable: CALIFICACION				
Method: ML - Binary Probit (Quadratic hill climbing)				
Sample: 1 1200				
Included observations: 1197				
Convergence achieved after 5 iterations				
Covariance matrix computed using second derivatives				
Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	-0.919292	0.050269	-18.28751	0.0000
APALANCAM	-0.405814	0.264246	-1.535745	0.1246
Mean dependent var	0.167920	S.D. dependent var	0.373951	
S.E. of regression	0.373582	Akaike info criterion	0.905240	
Sum squared resid	166.7786	Schwarz criterion	0.913741	
Log likelihood	-539.7861	Hannan-Quinn criter.	0.908442	
Restr. log likelihood	-541.7292	Avg. log likelihood	-0.450949	
LR statistic (1 df)	3.886107	McFadden R-squared	0.003587	
Probability(LR stat)	0.048687			
Obs with Dep=0	996	Total obs	1197	
Obs with Dep=1	201			

Dependent Variable: CALIFICACION				
Method: ML - Binary Probit (Quadratic hill climbing)				
Sample: 1 1200				
Included observations: 1197				
Convergence achieved after 4 iterations				
Covariance matrix computed using second derivatives				
Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	-0.969163	0.043392	-22.33482	0.0000
RENTAPROX	0.007214	0.008243	0.875185	0.3815
Mean dependent var	0.167920	S.D. dependent var	0.373951	
S.E. of regression	0.373362	Akaike info criterion	0.905673	
Sum squared resid	166.5821	Schwarz criterion	0.914174	
Log likelihood	-540.0456	Hannan-Quinn criter.	0.908876	
Restr. log likelihood	-541.7292	Avg. log likelihood	-0.451166	
LR statistic (1 df)	3.367217	McFadden R-squared	0.003108	
Probability(LR stat)	0.066506			
Obs with Dep=0	996	Total obs	1197	
Obs with Dep=1	201			

Anexo N° 02

Matriz de Correlaciones Entre Todas las Exógenas

	CUOTAS	CXC	DATRASADOS	DEMORA	DIAS	EDAD
CUOTAS	1.000000	-0.005187	0.035642	-0.076824	-0.340325	-0.072691
CXC	-0.005187	1.000000	-0.034550	-0.068794	-0.050954	-0.072256
DATRASADOS	0.035642	-0.034550	1.000000	0.184055	0.382852	0.207221
DEMORA	-0.076824	-0.068794	0.184055	1.000000	0.294652	0.947406
DIAS	-0.340325	-0.050954	0.382852	0.294652	1.000000	0.335596
EDAD	-0.072691	-0.072256	0.207221	0.947406	0.335596	1.000000
EDAD2	-0.078304	-0.071333	0.220121	0.914952	0.357939	0.987669
ESTADO	-0.117040	-0.039724	0.570887	0.213160	0.451672	0.245410
FINANCIAMIENTO	0.395759	0.028516	0.150203	-0.095968	-0.284587	-0.081756
INTERESANUAL	0.197045	0.047655	-0.540073	-0.220001	-0.491852	-0.254262
MONTO	0.142814	0.007526	-0.085135	-0.069402	-0.089186	-0.078178
NOREF	-0.072822	0.059090	-0.581268	-0.244618	-0.495462	-0.278323
PLAZO	0.112521	-0.051432	0.654754	0.291322	0.558240	0.340225
PROVEEDORES	-0.003302	0.106442	-0.037418	-0.038284	-0.017572	-0.054346
SALDOCAPITAL	0.092204	0.010029	-0.068591	-0.063815	-0.039609	-0.071717
SEXO	-0.139045	-0.010760	0.136516	0.229423	0.344689	0.230182
TIPCREDITO	0.154458	-0.032389	0.235126	0.109345	0.102749	0.127727

	EDAD2	ESTADO	FINANCIAMIENTO	INTERESANUAL	MONTO	NOREF
CUOTAS	-0.078304	-0.117040	0.395759	0.197045	0.142814	-0.072822
CXC	-0.071333	-0.039724	0.028516	0.047655	0.007526	0.059090
DATRASADOS	0.220121	0.570887	0.150203	-0.540073	-0.085135	-0.581268
DEMORA	0.914952	0.213160	-0.095968	-0.220001	-0.069402	-0.244618
DIAS	0.357939	0.451672	-0.284587	-0.491852	-0.089186	-0.495462
EDAD	0.987669	0.245410	-0.081756	-0.254262	-0.078178	-0.278323
EDAD2	1.000000	0.258721	-0.085689	-0.273302	-0.081795	-0.300200
ESTADO	0.258721	1.000000	0.121354	-0.498146	-0.177059	-0.507819
FINANCIAMIENTO	-0.085689	0.121354	1.000000	-0.034837	-0.083604	-0.199841
INTERESANUAL	-0.273302	-0.498146	-0.034837	1.000000	-0.079280	0.702737
MONTO	-0.081795	-0.177059	-0.083604	-0.079280	1.000000	0.144427
NOREF	-0.300200	-0.507819	-0.199841	0.702737	0.144427	1.000000
PLAZO	0.366831	0.643830	0.219042	-0.687129	-0.081100	-0.768546
PROVEEDORES	-0.059565	-0.015549	-0.030230	0.020921	-0.025439	0.052081
SALDOCAPITAL	-0.074212	-0.157427	-0.112944	-0.103425	0.986835	0.127480
SEXO	0.241492	0.197938	-0.221011	-0.158967	-0.002204	-0.197843
TIPCREDITO	0.135994	0.169975	0.242436	-0.029311	-0.191481	-0.238338

	PLAZO	PROVEEDORES	SALDOCAPITAL	SEXO	TIPCREDITO
CUOTAS	0.112521	-0.003302	0.092204	-0.139045	0.154458
CXC	-0.051432	0.106442	0.010029	-0.010760	-0.032389
DATRASADOS	0.654754	-0.037418	-0.068591	0.136516	0.235126
DEMORA	0.291322	-0.038284	-0.063815	0.229423	0.109345
DIAS	0.558240	-0.017572	-0.039609	0.344689	0.102749
EDAD	0.340225	-0.054346	-0.071717	0.230182	0.127727
EDAD2	0.366831	-0.059565	-0.074212	0.241492	0.135994
ESTADO	0.643830	-0.015549	-0.157427	0.197938	0.169975
FINANCIAMIENTO	0.219042	-0.030230	-0.112944	-0.221011	0.242436
INTERESANUAL	-0.687129	0.020921	-0.103425	-0.158967	-0.029311
MONTO	-0.081100	-0.025439	0.986835	-0.002204	-0.191481
NOREF	-0.768546	0.052081	0.127480	-0.197843	-0.238338
PLAZO	1.000000	-0.027464	-0.071046	0.233426	0.241551
PROVEEDORES	-0.027464	1.000000	-0.020658	-0.007034	-0.035531
SALDOCAPITAL	-0.071046	-0.020658	1.000000	0.016488	-0.214407
SEXO	0.233426	-0.007034	0.016488	1.000000	0.059866
TIPCREDITO	0.241551	-0.035531	-0.214407	0.059866	1.000000

Anexo N° 03

Estimación Multivariable Probit

Dependent Variable: CALIFICACION				
Method: ML - Binary Probit (Quadratic hill climbing)				
Sample: 1 1200				
Included observations: 1200				
Convergence achieved after 6 iterations				
Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	1.165669	0.380717	3.061771	0.0022
EDAD2	-0.000224	6.18E-05	-3.623319	0.0003
CUOTAS	0.011559	0.004702	2.458104	0.0140
CXC	-3.45E-06	1.66E-05	-0.207888	0.8353
FINANCIAMIENTO	0.153264	0.065796	2.329392	0.0198
PROVEEDORES	-1.16E-05	1.40E-05	-0.830388	0.4063
SEXO	-0.211541	0.127955	-1.653243	0.0983
TIPCREDITO	0.186350	0.078051	2.387550	0.0170
MONTO	-1.34E-06	9.90E-06	-0.135272	0.8924
NOREF	-2.965100	0.246688	-12.01961	0.0000
DIAS	0.002038	0.000499	4.082834	0.0000
Mean dependent var	0.167500	S.D. dependent var	0.373577	
S.E. of regression	0.239153	Akaike info criterion	0.459215	
Sum squared resid	68.00390	Schwarz criterion	0.505874	
Log likelihood	-264.5291	Hannan-Quinn criter.	0.476791	
Restr. log likelihood	-542.2799	Avg. log likelihood	-0.220441	
LR statistic (10 df)	555.5015	McFadden R-squared	0.512191	
Probability(LR stat)	0.000000			
Obs with Dep=0	999	Total obs	1200	
Obs with Dep=1	201			

Redundant Variables: MONTO			
F-statistic	-0.440386	Probability	1.000000
Log likelihood ratio	0.018531	Probability	0.891721

Dependent Variable: CALIFICACION				
Method: ML - Binary Probit (Quadratic hill climbing)				
Sample: 1 1200				
Included observations: 1200				
Convergence achieved after 6 iterations				
Covariance matrix computed using second derivatives				
Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	1.162805	0.380424	3.056603	0.0022
EDAD2	-0.000223	6.16E-05	-3.622913	0.0003
CUOTAS	0.011423	0.004599	2.483631	0.0130
CXC	-3.49E-06	1.66E-05	-0.209819	0.8338
FINANCIAMIENTO	0.152872	0.065706	2.326603	0.0200
PROVEEDORES	-1.16E-05	1.40E-05	-0.830022	0.4065
SEXO	-0.212839	0.127607	-1.667929	0.0953
TIPCREDITO	0.188729	0.076083	2.480583	0.0131
NOREF	-2.969286	0.244952	-12.12190	0.0000
DIAS	0.002033	0.000498	4.083430	0.0000
Mean dependent var	0.167500	S.D. dependent var	0.373577	
S.E. of regression	0.239008	Akaike info criterion	0.457564	
Sum squared resid	67.97872	Schwarz criterion	0.499981	
Log likelihood	-264.5384	Hannan-Quinn criter.	0.473542	
Restr. log likelihood	-542.2799	Avg. log likelihood	-0.220449	
LR statistic (9 df)	555.4830	McFadden R-squared	0.512174	
Probability(LR stat)	0.000000			
Obs with Dep=0	999	Total obs	1200	
Obs with Dep=1	201			

Redundant Variables: CXC			
F-statistic	0.086774	Probability	0.768371
Log likelihood ratio	0.046360	Probability	0.829522

Dependent Variable: CALIFICACION				
Method: ML - Binary Probit (Quadratic hill climbing)				
Sample: 1 1200				
Included observations: 1200				
Convergence achieved after 6 iterations				
Covariance matrix computed using second derivatives				
Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	1.161183	0.380330	3.053092	0.0023
EDAD2	-0.000223	6.16E-05	-3.617650	0.0003
CUOTAS	0.011444	0.004599	2.488659	0.0128
FINANCIAMIENTO	0.152200	0.065636	2.318833	0.0204
PROVEEDORES	-1.20E-05	1.40E-05	-0.859246	0.3902
SEXO	-0.214058	0.127481	-1.679139	0.0931
TIPCREDITO	0.189488	0.076016	2.492746	0.0127
NOREF	-2.971256	0.244793	-12.13783	0.0000
DIAS	0.002034	0.000498	4.086485	0.0000
Mean dependent var	0.167500	S.D. dependent var	0.373577	
S.E. of regression	0.238917	Akaike info criterion	0.455936	
Sum squared resid	67.98367	Schwarz criterion	0.494112	
Log likelihood	-264.5616	Hannan-Quinn criter.	0.470316	
Restr. log likelihood	-542.2799	Avg. log likelihood	-0.220468	
LR statistic (8 df)	555.4366	McFadden R-squared	0.512131	
Probability(LR stat)	0.000000			
Obs with Dep=0	999	Total obs	1200	
Obs with Dep=1	201			

Redundant Variables: PROVEEDORES			
F-statistic	-1.663947	Probability	1.000000
Log likelihood ratio	0.879975	Probability	0.348208

Anexo N° 04

Cuadro de Expectativa de Predicción

Dependent Variable: CALIFICACION						
Method: ML - Binary Probit (Quadratic hill climbing)						
Sample: 1 1200						
Included observations: 1200						
Prediction Evaluation (success cutoff C = 0.5)						
	Estimated Equation			Constant Probability		
	Dep=0	Dep=1	Total	Dep=0	Dep=1	Total
P(Dep=1)<=C	995	70	1065	999	201	1200
P(Dep=1)>C	4	131	135	0	0	0
Total	999	201	1200	999	201	1200
Correct	995	131	1126	999	0	999
% Correct	99.60	65.17	93.83	100.00	0.00	83.25
% Incorrect	0.40	34.83	6.17	0.00	100.00	16.75
Total Gain*	-0.40	65.17	10.58			
Percent Gain**	NA	65.17	63.18			
	Estimated Equation			Constant Probability		
	Dep=0	Dep=1	Total	Dep=0	Dep=1	Total
E(# of Dep=0)	928.81	68.25	997.05	831.67	167.33	999.00
E(# of Dep=1)	70.19	132.75	202.95	167.33	33.67	201.00
Total	999.00	201.00	1200.00	999.00	201.00	1200.00
Correct	928.81	132.75	1061.56	831.67	33.67	865.34
% Correct	92.97	66.05	88.46	83.25	16.75	72.11
% Incorrect	7.03	33.95	11.54	16.75	83.25	27.89
Total Gain*	9.72	49.30	16.35			
Percent Gain**	58.05	59.21	58.63			
*Change in "% Correct" from default (constant probability) specification						
**Percent of incorrect (default) prediction corrected by equation						

Anexo N° 05

Test de Hosmer - Lemeshow

Dependent Variable: CALIFICACION Method: ML - Binary Probit (Quadratic hill climbing) Sample: 1 1200 Included observations: 1200 Andrews and Hosmer-Lemeshow Goodness-of-Fit Tests Grouping based upon predicted risk (randomize ties)								
	Quantile of Risk		Dep=0		Dep=1		Total Obs	H-L Value
	Low	High	Actual	Expect	Actual	Expect		
1	4.E-05	0.0165	118	118.775	2	1.22507	120	0.49524
2	0.0167	0.0277	119	117.329	1	2.67061	120	1.06884
3	0.0277	0.0402	116	115.978	4	4.02247	120	0.00013
4	0.0404	0.0517	111	114.527	9	5.47297	120	2.38160
5	0.0518	0.0651	118	113.016	2	6.98419	120	3.77672
6	0.0656	0.0826	111	111.155	9	8.84502	120	0.00293
7	0.0828	0.1017	108	108.931	12	11.0685	120	0.08635
8	0.1018	0.1342	102	106.126	18	13.8741	120	1.38741
9	0.1345	0.9178	94	87.3150	26	32.6850	120	1.87908
10	0.9250	0.9999	2	3.90254	118	116.097	120	0.95869
Total			999	997.055	201	202.945	1200	12.0370
H-L Statistic:			12.0370		Prob. Chi-Sq(8)		0.1496	
Andrews Statistic:			36.3867		Prob. Chi-Sq(10)		0.0001	

Anexo N° 06
Predicción - R² de Conteo

Descriptive Statistics for CALIFICACION-CALIFICACIF1 Categorized by values of CALIFICACION-CALIFICACIF1 Sample: 1201 1273 Included observations: 73		
CALIFICACION- CALIFICACIF1	Obs.	%
0	57	78.08
1	16	21.92
All	73	100.00

Anexo N° 07
Efectos Marginales

	EMCUOTA S	EMDIAS	EMEDAD2	EMFINAN TO	EMNOREF	EMSEXO	EMTIPCRE DITO
Mean	0.000925	0.000204	-2.71E-05	0.016960	-0.319080	-0.020134	0.022674
Median	0.000789	0.000174	-2.31E-05	0.014466	-0.272171	-0.017174	0.019341
Maximum	0.004018	0.000888	-3.03E-07	0.073715	-0.003569	-0.000225	0.098553
Minimum	1.03E-05	2.29E-06	-0.000118	0.000190	-1.386896	-0.087513	0.000254
Std. Dev.	0.000616	0.000136	1.81E-05	0.011309	0.212772	0.013426	0.015120
Skewness	1.200628	1.200628	-1.200628	1.200628	-1.200628	-1.200628	1.200628
Kurtosis	5.099229	5.099229	5.099229	5.099229	5.099229	5.099229	5.099229
Jarque-Bera	508.6395	508.6395	508.6395	508.6395	508.6395	508.6395	508.6395
Probability	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
Observations	1200	1200	1200	1200	1200	1200	1200

Anexo N° 08

Modelo LOGIT sin variable NOREF

Dependent Variable: CALIFICACION				
Method: ML - Binary Logit (Quadratic hill climbing)				
Sample: 1 1200				
Included observations: 1200				
Convergence achieved after 5 iterations				
Covariance matrix computed using second derivatives				
	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	-5.755227	0.423384	-13.59341	0.0000
EDAD2	-0.000120	8.60E-05	-1.391950	0.1639
CUOTAS	0.032317	0.006540	4.941603	0.0000
FINANCIAMIENTO	0.964962	0.132919	7.259791	0.0000
SEXO	0.038841	0.205084	0.189389	0.8498
TIPCREDITO	0.378015	0.131282	2.879406	0.0040
DIAS	0.008225	0.000755	10.89929	0.0000
McFadden R-squared	0.299804	Mean dependent var	0.167500	
S.D. dependent var	0.373577	S.E. of regression	0.299960	
Akaike info criterion	0.644503	Sum squared resid	107.3417	
Schwarz criterion	0.674196	Log likelihood	-379.7021	
Hannan-Quinn criter.	0.655688	Restr. log likelihood	-542.2799	
LR statistic	325.1556	Avg. log likelihood	-0.316418	
Prob(LR statistic)	0.000000			
Obs with Dep=0	999	Total obs	1200	
Obs with Dep=1	201			

Anexo N° 09

Matriz de Correlaciones Entre CALIFICACION y Exógenas

	CALIFICACION	EDAD2	CUOTAS	FINANCIAMIENTO	NOREF	SEXO	TIPCREDITO	DIAS
CALIFICACION	1.000000	0.088345	0.131995	0.078303	-0.480173	-0.073551	0.008198	-0.184647
EDAD2	0.088345	1.000000	0.074565	-0.069356	0.055773	0.165465	0.003031	0.036831
CUOTAS	0.131995	0.074565	1.000000	0.495231	-0.296194	0.116519	0.307421	-0.428987
FINANCIAMIENTO	0.078303	-0.069356	0.495231	1.000000	-0.148497	-0.174685	0.231157	-0.787413
NOREF	-0.480173	0.055773	-0.296194	-0.148497	1.000000	-0.091544	-0.033259	0.078235
SEXO	-0.073551	0.165465	0.116519	-0.174685	-0.091544	1.000000	-0.041825	0.296247
TIPCREDITO	0.008198	0.003031	0.307421	0.231157	-0.033259	-0.041825	1.000000	-0.403992
DIAS	-0.184647	0.036831	-0.428987	-0.787413	0.078235	0.296247	-0.403992	1.000000

Estimación Modelo LOGIT entre CALIFICACION y NOREF

Dependent Variable: CALIFICACION				
Method: ML - Binary Logit (Quadratic hill climbing)				
Sample: 1 1200				
Included observations: 1200				
Convergence achieved after 5 iterations				
Covariance matrix computed using second derivatives				
	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	3.258138	0.455732	7.149242	0.0000
NOREF	-5.896195	0.471996	-12.49203	0.0000
McFadden R-squared	0.479665	Mean dependent var	0.167500	
S.D. dependent var	0.373577	S.E. of regression	0.240717	
Akaike info criterion	0.473612	Sum squared resid	69.41763	
Schwarz criterion	0.482095	Log likelihood	-282.1671	
Hannan-Quinn criter.	0.476807	Restr. log likelihood	-542.2799	
LR statistic	520.2256	Avg. log likelihood	-0.235139	
Prob(LR statistic)	0.000000			
Obs with Dep=0	999	Total obs	1200	
Obs with Dep=1	201			

Anexo N° 10

Estimación Logit con RENTAPROX y APALANCAM

Dependent Variable: CALIFICACION				
Method: ML - Binary Logit (Quadratic hill climbing)				
Sample: 1 1200				
Included observations: 1197				
Convergence achieved after 7 iterations				
Covariance matrix computed using second derivatives				
	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	-5.687492	0.431787	-13.17198	0.0000
EDAD2	-0.000131	8.71E-05	-1.505499	0.1322
CUOTAS	0.032422	0.006554	4.946914	0.0000
FINANCIAMIENTO	0.964848	0.133135	7.247156	0.0000
SEXO	0.044600	0.205236	0.217308	0.8280
TIPCREDITO	0.375742	0.131467	2.858069	0.0043
APALANCAM	-0.370829	0.584854	-0.634055	0.5260
RENTAPROX	0.009332	0.042794	0.218077	0.8274
DIAS	0.008195	0.000756	10.84063	0.0000
McFadden R-squared	0.301138	Mean dependent var	0.167920	
S.D. dependent var	0.373951	S.E. of regression	0.300392	
Akaike info criterion	0.647609	Sum squared resid	107.1994	
Schwarz criterion	0.685861	Log likelihood	-378.5939	
Hannan-Quinn criter.	0.662020	Restr. log likelihood	-541.7292	
LR statistic	326.2706	Avg. log likelihood	-0.316286	
Prob(LR statistic)	0.000000			
Obs with Dep=0	996	Total obs	1197	
Obs with Dep=1	201			