



DEPARTAMENTO DE ECONOMÍA FINANCIERA Y CONTABILIDAD
FACULTAD DE CIENCIAS ECONÓMICAS Y EMPRESARIALES
UNIVERSIDAD DE GRANADA
CURSO ACADÉMICO 2009/2010

LA GESTIÓN DEL RIESGO DE CRÉDITO EN LAS INSTITUCIONES DE MICROFINANZAS

Tesis Doctoral presentada por:
JUAN LARA RUBIO
Directores:
DR. D. SALVADOR RAYO CANTÓN
DR. D. DAVID CAMINO BLASCO

Editor: Editorial de la Universidad de Granada
Autor: Juan Lara Rubio
D.L.: GR 3472-2010
ISBN: 978-84-693-5241-0

DEDICATORIA

Al profesor Dr. D. Francisco Lara Sánchez, mi padre, a quién le quiero dedicar de forma muy especial este trabajo, por su constante e incondicional apoyo, por sus inagotables palabras de consuelo y estímulo, por su paciente e intensa corrección del estilo de mis borradores, pero, sobre todo, porque tengo que agradecerle todo lo que soy.

Por todo ello, le regalo este trabajo.

AGRADECIMIENTOS

Reservo este espacio para expresar mi más sincero agradecimiento a todas aquellas personas que han contribuido de algún modo a la elaboración del trabajo que, a continuación, se presenta.

Quisiera dedicar, en primer lugar, mi más sincero agradecimiento al Director de este trabajo de investigación, el Dr. D. Salvador Rayo Cantón, por la dedicación mostrada hacia mi persona y mi trabajo desde el comienzo de su realización, por su gran apoyo e insistencia, por sus valiosas e interesantes aportaciones y consejos y por sus comentarios críticos, sin los cuales este trabajo no hubiera sido posible. Puedo asegurar que he aprendido mucho de él, tanto en el ámbito personal como en el laboral.

Al profesor Dr. D. David Camino Blasco, co-director de la Tesis Doctoral que hoy presento, que desde la lejanía me ha mostrado una completa confianza hacia mi persona y unos valiosísimos consejos de cara a la consecución de este trabajo.

A mis compañeros del Departamento de Economía Financiera y Contabilidad, en especial a nuestro Director del Departamento, el profesor Dr. D. José Manuel Aguayo Moral, por su gran predisposición mostrada en mi camino a la consolidación como profesor del Departamento. También a mis compañeros con los que llevo compartiendo varios años las asignaturas de Finanzas, a Marian, Angélica, José López, Antonio Gil y muy especialmente a Antonio Cortés, con quien me he sentido respaldado en todo momento y con quien he compartido las mayores experiencias docentes. No puedo olvidar al

profesor Dr. D. José María de la Torre Martínez, que a pesar de las cuantiosas discusiones que hemos tenido, ha sido uno de los compañeros en el cual he encontrado un mayor apoyo.

A los profesores doctores D. José Manuel Herrerías Velasco y D. José María Pérez Sánchez, por su incondicional ayuda en la resolución de las dudas suscitadas en los aspectos más técnicos del trabajo.

Al profesor Dr. D. José Ángel Ibáñez Zapata por la ayuda brindada en la consecución de una presentación novedosa como la que hoy presento.

Al profesor Dr. D. Francisco Javier Llorens Montes, por saber guiarme y aconsejarme en todos los trámites burocráticos y administrativos necesarios para la presentación y oficialización del trabajo.

Gracias a los gerentes de la Entidad de Desarrollo de la Pequeña y Micro Empresa PROEMPRESA y de la Caja Municipal de Ahorro y Crédito de Tacna, por haberme proporcionado acceso a sus historiales de crédito.

A mi hermana, familia política y amigos, por las constantes visitas y llamadas telefónicas con la intención de aliviar los momentos difíciles que, en ocasiones, me han acompañado a lo largo de este tiempo.

De forma muy especial quiero expresar la mayor gratitud a mi madre, por su incondicional apoyo, sus innumerables palabras de consuelo y cariño, esfuerzos siempre reconocidos y valorados, aunque no tantas veces demostrado por mí.

Finalmente, con todo mi amor para ti Mari, por todo lo que siempre nos ha mantenido unidos. No hay forma alguna en la que yo pueda agradecerte el haber estado a mi lado y cuidarme en estos momentos tan difíciles. Gracias por la confianza y cariño que, en todo momento, has depositado en mí.

A todos ellos, muchísimas gracias.

ÍNDICE GENERAL

DEDICATORIA

AGRADECIMIENTOS

ÍNDICE

ÍNDICE DE CUADROS

ÍNDICE DE TABLAS

ÍNDICE DE FIGURAS

LISTADO DE ACRÓNIMOS

INTRODUCCIÓN Y OBJETIVOS.....	37
BLOQUE 1: PLANTEAMIENTO Y MARCO TEÓRICO.....	49
CAPÍTULO I: LAS INSTITUCIONES DE MICROFINANZAS Y EL MICROCRÉDITO.....	51
I.1. Introducción.	53
I.2. Origen y antecedentes de las microfinanzas.....	55
I.2.1. El Grameen Bank.....	58
I.2.2. BancoSol.....	65
I.2.3. Women’s World Banking (WWB).....	68
I.3. Marco Jurídico de las microfinanzas.....	69
I.4. Las Instituciones de Microfinanzas.....	75
I.4.1. Función económica y social.....	76
I.4.2. Clasificación.....	79
I.4.2.1. Organizaciones No Gubernamentales (ONGs).	80
I.4.2.2. Instituciones financieras graduadas.....	82

I.4.2.3. Cooperativas de ahorro y crédito.....	83
I.4.3. Metodología y operativa.	85
I.4.3.1. Grupos solidarios.....	85
I.4.3.2. Uniones de crédito.....	88
I.4.3.3. Bancos comunales.....	88
I.4.3.4. Préstamos individuales.....	90
I.5. El microcrédito.....	90
I.5.1. Concepto.....	91
I.5.2. Función económica y social.....	93
I.5.3. Tipología.....	97
I.6. Situación actual y perspectivas de las microfinanzas en América Latina....	100
I.6.1. Las microfinanzas en México.....	102
I.6.2. Las microfinanzas en Colombia.....	104
I.6.3. Las microfinanzas en Chile.....	107
I.6.4. Las microfinanzas en Bolivia.....	109
I.6.5. Las microfinanzas en Perú.....	111
I.6.5.1. Las Cajas Municipales de Ahorro y Crédito (CMACs).....	111
I.6.5.2. Las Cajas Rurales de Ahorro y Crédito (CRACs).....	113
I.6.5.3. Las EDPYMEs.....	114
I.6.6. Aspectos actuales comunes de las microfinanzas.	116
I.6.7. Perspectivas de futuro.....	121
I.7. Consideraciones finales.....	123

CAPÍTULO II. ANÁLISIS DEL RIESGO DE CRÉDITO EN LAS INSTITUCIONES DE MICROFINANZAS.....	128
II.1. Introducción.....	129
II.2. Concepto de Riesgo de Crédito.....	131
II.3. Concepto de <i>credit scoring</i>	134
II.4. Análisis del riesgo de crédito en la Banca.....	137
II.4.1. Técnicas paramétricas de <i>credit scoring</i>	140
II.4.1.1. Análisis Discriminante.....	141
II.4.1.2. Modelos de Probabilidad Lineal.....	156
II.4.1.3. Modelos Logit.....	163
II.4.1.4. Modelos Probit.....	178

II.4.2.	Técnicas no paramétricas de <i>credit scoring</i>	185
II.4.2.1.	Programación Lineal.....	186
II.4.2.2.	Redes Neuronales.....	189
II.4.2.3.	Árboles de Decisiones.....	196
II.4.3.	Modelos comparativos de <i>credit scoring</i>	199
II.5.	Análisis del riesgo de crédito en las Instituciones de Microfinanzas.....	202
II.5.1.	El modelo de Viganò.....	202
II.5.2.	El modelo de Sharma y Zeller.....	204
II.5.3.	El modelo de Zeller.....	205
II.5.4.	El modelo de Reinke.....	206
II.5.5.	El modelo de Schreiner.....	207
II.5.6.	El modelo de Vogelgesand.....	209
II.5.7.	El modelo de Diallo.....	211
II.5.8.	El modelo de Meier y Balke.....	213
II.5.9.	El modelo de Dinh y Kleimeier.....	214
II.5.10.	El modelo de Van Gool <i>et al.</i>	215
II.6.	Limitaciones en la construcción de los modelos de <i>credit scoring</i> para las microfinanzas.....	217
II.7.	Ventajas e inconvenientes de la elaboración de un modelo de <i>scoring</i> para una Institución de Microfinanzas.....	220
II.7.1.	Ventajas del <i>credit scoring</i> en las IMFs.....	221
II.7.2.	Inconvenientes del <i>credit scoring</i> en las IMFs.....	224
II.8.	Consideraciones finales.	226
 BLOQUE II: INVESTIGACIÓN EMPÍRICA.....		230
 CAPÍTULO III. LA EVALUACIÓN Y CONCESIÓN DE MICROCRÉDITOS.....		233
III.1.	Introducción.	235
III.2.	Fases de la concesión de un microcrédito.....	237
III.2.1.	Fase 1: Investigación de mercado y promoción del crédito.....	239
III.2.2.	Fase 2: Informes de créditos para clientes nuevos o recurrentes... ..	242
III.2.3.	Fase 3: Recepción de documentos y evaluación del expediente de crédito.	245
III.2.4.	Fase 4: Evaluación de las garantías.....	252

III.2.5. Fase 5: Aprobación de la solicitud de crédito.....	256
III.2.6. Consideración del entorno económico.....	260
III.3. Análisis de la cartera crediticia.....	262
III.4. Selección y análisis previo de las variables explicativas.....	265
III.4.1. Variables obtenidas de la investigación de mercado y promoción del crédito.	274
III.4.2. Variables obtenidas a partir de los informes de créditos para clientes nuevos o recurrentes.....	277
III.4.3. Variables obtenidas de la recepción de documentos y evaluación del expediente de crédito.....	285
III.4.3.1. Variables del análisis de la actividad económica desarrollada por el cliente.....	285
III.4.3.2. Variables de la revisión de Centrales de Riesgos e historiales de crédito.....	292
III.4.3.3. Variables de la inspección económica y financiera de la microempresa.....	305
III.4.4. Variables obtenidas de la evaluación de las garantías.....	332
III.4.5. Variables obtenidas a partir de la aprobación de la solicitud de crédito.....	336
III.4.6. Variables macroeconómicas.....	350
III.5. Consideraciones finales.....	365
CAPÍTULO IV. MODELO DE CREDIT SCORING PARA INSTITUCIONES DE MICROFINANZAS.....	369
IV.1. Justificación y objetivos.....	371
IV.2. Situación económica – financiera de la Institución de Microfinanzas.....	372
IV.2.1. La EDPYME Proempresa.....	374
IV.2.2. La CMAC de Tacna.....	380
IV.3. Definición de incumplimiento. La variable dependiente.....	385
IV.4. Aplicación estadística. Un modelo de regresión logística binaria.....	388
IV.4.1. Estimación e interpretación del modelo.....	389
IV.4.1.1. Estimación del modelo de <i>credit scoring</i> de la EDPYME Proempresa.....	390

IV.4.1.2. Estimación del modelo de <i>credit scoring</i> de la CMAC de Tacna.....	401
IV.4.2. Valoración de los modelos de <i>credit scoring</i>	408
IV.4.3. Validación del modelo.....	430
IV.4.3.1. Validación del modelo de <i>credit scoring</i> de la EDPYME Proempresa.....	430
IV.4.3.2. Validación del modelo de <i>credit scoring</i> de la CMAC de Tacna.....	432
IV.5. Consideraciones finales.....	435
CAPÍTULO V. APLICACIONES DEL CREDIT SCORING EN EL NEGOCIO DE LAS INSTITUCIONES DE MICROFINANZAS.....	439
V.1. Introducción.....	441
V.2. Tratamiento del riesgo de crédito en Basilea II.....	444
V.2.1. El acuerdo de 1998. Basilea I.....	445
V.2.2. El Nuevo Acuerdo de Capital de 2004. Basilea II.....	448
V.2.2.1. Pilar I: Requerimientos mínimos de capital.....	449
V.2.2.2. Pilar II: Principios básicos de supervisión.....	456
V.2.2.3. Pilar III: Disciplina de mercado.....	459
V.3. Normativa del Nuevo Acuerdo de Basilea II en la República del Perú.....	459
V.3.1. Principios generales.....	460
V.3.2. Reglas de aplicación a las exposiciones minoristas.....	464
V.3.3. Metodología de Stress Testing.....	468
V.4. Implementación del modelo de negocio para la EDPYME PROEMPRESA..	470
V.4.1. Simulación 1.	471
V.4.2. Cálculo de la tasa de interés y rentabilidad ajustada al riesgo.....	477
V.4.3. Procesos de Stress Testing.....	479
V.5. Implementación del modelo de negocio para la CMAC TACNA.....	479
V.5.1. Simulación 2.	480
V.5.2. Cálculo de la tasa de interés y rentabilidad ajustada al riesgo.....	480
V.5.3. Procesos de Stress Testing.	483
V.6. Consideraciones finales.....	485
BLOQUE III: CONCLUSIONES.....	487

CONCLUSIONES.....	489
BIBLIOGRAFÍA.....	503
ANEXOS.....	525
Anexo 1.....	525
Anexo 2.....	557
Anexo 3.....	559

ÍNDICE DE CUADROS

Cuadro I.1. Principios de actuación del Grameen Bank.

Cuadro I.2. Competencias de los gobiernos y sistemas políticos en microfinanzas.

Cuadro I.3. Definiciones de microcrédito en textos normativos.

Cuadro V.1. Descripción del rating.

Cuadro V.2. Escenario macroeconómico adverso para la EDPYME Proempresa.

Cuadro V.3. Influencia sobre las variables significativas. EDPYME Proempresa.

Cuadro V.4. Escenario macroeconómico adverso para la CMAC de Tacna.

Cuadro V.5. Influencia sobre las variables significativas. CMAC de Tacna.

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla I.1. Evolución de indicadores del Grameen Bank (cantidades en millones de US\$).

Tabla I.2. Características distintivas de las microfinanzas.

Tabla I.3. Tipología de las Entidades de Microfinanzas.

Tabla I.4. Características del microcrédito frente al crédito convencional.

Tabla I.5. Características de préstamos en América Latina y el Caribe

Tabla II.1. Comparación de técnicas de credit scoring (ventajas e inconvenientes).

Tabla II.2. Determinación del Punto de Corte Óptimo.

Tabla II.3. Modelos aplicados de análisis discriminante en la predicción de insolvencia empresarial.

Tabla II.4. Variables explicativas. Falbo (1991).

Tabla II.5. Resultados del modelo predicción. Falbo (1991).

Tabla II.6. Variables explicativas. Boj et al (2009a).

Tabla II.7. Resultados del modelo predicción. Boj et al (2009a).

Tabla II.8. Variables explicativas. Esteve (2007).

Tabla II.9. Resultados del modelo predicción. Esteve (2007).

Tabla II.10. Variables explicativas. Lee et al (2002).

Tabla II.11. Resultados del modelo predicción. Lee et al (2002).

Tabla II.12. Variables explicativas. Orgler (1970).

Tabla II.13. Resultados del modelo predicción. Orgler (1970).

Tabla II.14. Variables explicativas. Plotnicki (2005).

Tabla II.15. Resultados del modelo predicción. Plotnicki (2005).

Tabla II.16. Modelos aplicados de análisis de regresión logística en la predicción de insolvencia empresarial.

Tabla II.17. Resultados del modelo predicción. Wiginton (1980).

Tabla II.18. Variables explicativas. Gardner y Mills (1989).

Tabla II.19. Variables explicativas. Steenackers y Goovaerts (1989).

Tabla II.20. Resultados del modelo predicción. Steenackers y Goovaerts (1989).

Tabla II.21. Variables explicativas. Mures et al (2005).

Tabla II.22. Resultados del modelo predicción. Mures et al (2005).

Tabla II.23. Variables explicativas. Yang et al (2009).

Tabla II.24. Resultados del modelo predicción. Greene (1992).

Tabla II.25. Variables explicativas. Jacobson y Roszbach (2003).

Tabla II.26. Variables explicativas. Lam et al (1996).

Tabla II.27. Modelos de Credit Scoring aplicando redes neuronales.

Tabla II.28. Resumen de resultados de estudios sobre comparación de modelos.

Tabla II.29. Variables explicativas. Viganò (1993).

Tabla II.30. Resultados del modelo predicción. Viganò (1993).

Tabla II.31. Variables explicativas. Sharma y Zeller (1997).

Tabla II.32. Variables explicativas. Reinke (1998).

Tabla II.33. Variables explicativas. Schreiner (1999).

Tabla II.34. Resultados del modelo predicción. Schreiner (1999).

Tabla II.35. Variables explicativas. Vogelgesand (2003).

Tabla II.36. Variables explicativas. Diallo (2006).

Tabla II.37. Resultados del modelo predicción. Diallo (2006).

Tabla II.38. Variables explicativas. Meier y Balke (2006).

Tabla II.39. Variables explicativas. Dinh y Kleimeier (2007).

Tabla II.40. Variables explicativas. Van Gool et al (2009).

Tabla II.41. Resultados del modelo predicción. Van Gool et al (2009).

Tabla III.1. Documentación necesaria por tipo de garantía.

Tabla III.2. Niveles de crédito de la CMAC Tacna.

Tabla III.3. Cartera Microcréditos EDPYME Proempresa.

Tabla III.4. Cartera Microcréditos CMAC de Tacna.

Tabla III.5. Estadísticos descriptivos del montante del crédito.

Tabla III.6. Fases del proceso de evaluación y concesión de un microcrédito.

Tabla III.7. Variables independientes EDPYME Proempresa.

Tabla III.8. Variables independientes CMAC de Tacna.

Tabla III.9. Correlación bivariada de la variable Ubicación Geográfica y la variable explicada.

Tabla III.10. Correlación bivariada de la variable Antigüedad y la variable explicada.

Tabla III.11. Correlación bivariada de la variable Número de Créditos Concedidos y la variable explicada.

Tabla III.12. Correlación bivariada de la variable Número de Créditos Concedidos en el último año y la variable explicada.

Tabla III.12. Correlación bivariada de la variable Número de Créditos Denegados y la variable explicada.

Tabla III.14. Correlación bivariada de la variable tipo de relación con la IMF y la variable explicada.

Tabla III.15. Correlación bivariada de la variable Sector Económico y la variable explicada

Tabla III.16. Correlación bivariada de la variable Destino del Microcrédito y la variable explicada.

Tabla III.17. Correlación bivariada de la variable Clasificación del Cliente según la SBS y la variable explicada.

Tabla III.18. Correlación bivariada de la variable Clasificación del Cliente según la IMF y la variable explicada.

Tabla III.19. Correlación bivariada de la variable Cuotas Totales Pagadas y la variable explicada.

Tabla III.20. Correlación bivariada de la variable Cuotas Totales Morosas y la variable explicada.

Tabla III.21. Correlación bivariada de la variable Promedio de Morosidad y la variable explicada.

Tabla III.22. Correlación bivariada de la variable Morosidad Mayor y la variable explicada.

Tabla III.23. Correlación bivariada de la variable Género y la variable explicada.

Tabla III.24. Correlación bivariada de la variable Edad y la variable explicada.

Tabla III.25. Correlación bivariada de la variable Estado Civil y la variable explicada.

Tabla III.26. Correlación bivariada de la variable Situación Laboral y la variable explicada.

Tabla III.27. Micro-Balance y Micro-Cuenta de Pérdidas y Ganancias de los clientes de la EDPYME Proempresa.

Tabla III.28. Micro-Balance y Micro-Cuenta de Pérdidas y Ganancias de los clientes de la CMAC de Tacna.

Tabla III.29. Correlación bivariada de las variables R_i EDPYME Proempresa y la variable explicada.

Tabla III.30. Correlación bivariada de las variables R_i CMAC de Tacna y la variable explicada.

Tabla III.31. Correlación bivariada de las Garantías y la variable explicada.

Tabla III.32. Correlación bivariada de la variable Tiempo de Atención del Analista de Crédito y la variable explicada.

Tabla III.33. Correlación bivariada de la Moneda del Microcrédito y la variable explicada.

Tabla III.34. Correlación bivariada de la Cantidad Desembolsada y la variable explicada.

Tabla III.35. Correlación bivariada de la Cantidad Rechazada y la variable explicada.

Tabla III.36. Correlación bivariada de la Duración y la variable explicada.

Tabla III.37. Correlación bivariada del Tipo de Interés y la variable explicada.

Tabla III.38. Correlación bivariada del Pronóstico del Analista de Crédito y la variable explicada.

Tabla III.39. Correlación bivariada de la Comisión y la variable explicada.

Tabla III.40. Variables Macroeconómicas.

Tabla III.41. Correlación bivariada de las Variables Macroeconómicas empleadas para la EDPYME Proempresa y la variable explicada.

Tabla III.42. Correlación bivariada de las Variables Macroeconómicas empleadas para la CMAC de Tacna y la variable explicada.

Tabla IV.1. Saldo medio mensual de créditos a pymes en las IMFs.

Tabla IV.2. Saldo medio mensual de créditos a pymes en las EDPYMEs.
Periodo 2001-2005.

Tabla IV. 3. Saldo medio mensual de créditos a pymes en las CMACs. Periodo 2001-2005.

Tabla IV.4. Fase 1 de la construcción del modelo de scoring de la EDPYME Proempresa.

Tabla IV.5. Fase 2 de la construcción del modelo de scoring de la EDPYME Proempresa.

Tabla IV.6. Fase 3A de la construcción del modelo de scoring de la EDPYME Proempresa.

Tabla IV.7. Fase 3B de la construcción del modelo de scoring de la EDPYME Proempresa.

Tabla IV.8. Fase 3C de la construcción del modelo de scoring de la EDPYME Proempresa.

Tabla IV.9. Fase 4 de la construcción del modelo de scoring de la EDPYME Proempresa.

Tabla IV.10. Fase 5 de la construcción del modelo de scoring de la EDPYME Proempresa.

Tabla IV.11. Fase 6 de la construcción del modelo de scoring de la EDPYME Proempresa.

Tabla IV.12. Variables de la ecuación en el modelo final de credit scoring para la EDPYME Proempresa.

Tabla IV.13. Variables independientes del modelo de credit scoring de la EDPYME Proempresa.

Tabla IV.14. Interpretación de los odds ratio del modelo de credit scoring de la EDPYME Proempresa.

Tabla IV.15. Fase 2 de la construcción del modelo de scoring de la CMAC de Tacna.

Tabla IV.16. Fase 3A de la construcción del modelo de scoring de la CMAC de Tacna.

Tabla IV.17. Fase 3B de la construcción del modelo de scoring de la CMAC de Tacna.

Tabla IV.18. Fase 3C de la construcción del modelo de scoring de la CMAC de Tacna.

Tabla IV.19. Fase 4 de la construcción del modelo de scoring de la CMAC de Tacna.

Tabla IV.20. Fase 5 de la construcción del modelo de scoring de la CMAC de Tacna.

Tabla IV.21. Fase 6 de la construcción del modelo de scoring de la CMAC de Tacna.

Tabla IV.22. Variables de la ecuación en el modelo final de credit scoring para la CMAC de Tacna.

Tabla IV.23. Variables independientes del modelo de credit scoring de la CMAC de Tacna.

Tabla IV.24. Interpretación de los odds ratio del modelo de credit scoring de la CMAC de Tacna.

Tabla IV.25. Resumen del procesamiento de los casos. EDPYME Proempresa.

Tabla IV.26. Resumen del procesamiento de los casos. CMAC de Tacna.

Tabla IV.27. Codificación de la variable dependiente.

Tabla IV.28. -2LL. EDPYME Proempresa.

Tabla IV.29. -2LL. CMAC de Tacna.

Tabla IV.30. Tabla de clasificación considerando sólo la constante. EDPYME Proempresa.

Tabla IV.31. Tabla de clasificación considerando sólo la constante. CMAC de Tacna.

Tabla IV.32. Estadístico de Rao (1973). EDPYME Proempresa.

Tabla IV.33. Estadístico de Rao (1973). CMAC de Tacna.

Tabla IV.34. Historial de iteraciones: evolución de -2LL. EDPYME Proempresa.

Tabla IV.35. Historial de iteraciones: evolución de -2LL. CMAC de Tacna.

Tabla IV.36. Prueba Omnibus sobre los coeficientes del modelo. EDPYME Proempresa.

Tabla IV.37. Prueba Omnibus sobre los coeficientes del modelo. CMAC de Tacna.

Tabla IV.38. Medidas de bondad del ajuste. EDPYME Proempresa.

Tabla IV.39. Medidas de bondad del ajuste. CMAC de Tacna.

Tabla IV.40. Prueba de Hosmer-Lemeshow. EDPYME Proempresa.

Tabla IV.41. Prueba de Hosmer-Lemeshow. CMAC de Tacna.

Tabla IV.42. Matriz de correlaciones. EDPYME Proempresa.

Tabla IV.43. Matriz de correlaciones. CMAC de Tacna.

Tabla IV.44. Matriz de confusión. EDPYME Proempresa.

Tabla IV.45. Matriz de confusión. CMAC de Tacna.

Tabla IV.46. Sensibilidad, especificidad y punto de corte óptimo. EDPYME Proempresa.

Tabla IV.47. Sensibilidad, especificidad y punto de corte óptimo. CMAC de Tacna.

Tabla IV.48. Área bajo la curva COR. EDPYME Proempresa.

Tabla IV.49. Área bajo la curva COR. CMAC de Tacna.

Tabla IV.50. Porcentaje de acierto en el proceso de validación. EDPYME Proempresa.

Tabla IV.51. Porcentaje de acierto en el proceso de validación. CMAC de Tacna.

Tabla V.1. Categorías de riesgo en Basilea I.

Tabla V.2. Ponderaciones de riesgo (Método estándar).

Tabla V.3. Ponderaciones de capital. Crédito Retail (Micro Empresa y Pymes).

Tabla V.4: Probabilidad de impago para un cliente de rating B- y de rating CCC en la EDPYME Proempresa.

Tabla V.5. Rentabilidad del cliente en Basilea I y Basilea II (antes del ajuste de tasas) en la EDPYME Proempresa.

Tabla V.6. Rentabilidad del cliente en Basilea I y Basilea II (después del ajuste de tasas) en la EDPYME Proempresa.

Tabla V.7. Resultados Stress Testing para la cartera de EDPYME Proempresa.

Tabla V8: Probabilidad de impago para un cliente de rating BBB+ y de rating B- en la CMAC de Tacna.

Tabla V.9. Rentabilidad del cliente en Basilea I y Basilea II (antes del ajuste de tasas) en la CMAC de Tacna.

Tabla V.10. Rentabilidad del cliente en Basilea I y Basilea II (después del ajuste de tasas) en la CMAC de Tacna.

Tabla V.11. Resultados Stress Testing para la cartera de CMAC de Tacna.

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura I.1. Funcionamiento de los bancos comunales.

Figura I.2. Microcréditos y microempresas.

Figura I.3. Porcentaje de instituciones de microcrédito autosostenibles por región.

Figura I.4. Crédito a microempresas procedente de instituciones de microcrédito (en porcentaje).

Figura II.1. Tipos de riesgo.

Figura II.2. Punto de corte óptimo ante igualdad de tamaño de los grupos.

Figura II.3. Punto de corte óptimo ante desigualdad de tamaño de los grupos.

Figura II.4. Función de probabilidad no lineal.

Figura II.5. Funciones de densidad normal y logística.

Figura II.6. Funciones de distribución acumulada normal y logístical.

Figura II.7. Red neuronal artificial.

Figura II.8. Funcionamiento de una red neuronal artificial.

Figura II.9. Estructura de un árbol de decisión.

Figura III.1. Proceso de promoción, evaluación y concesión de un microcrédito.

Figura III.2. Promoción de los créditos.

Figura III.3. Informes de créditos para clientes nuevos o recurrentes.

Figura III.4. Recepción de documentos.

Figura III.5. Evaluación del expediente de crédito.

Figura III.6. Evaluación de garantías de créditos.

Figura III.7. Aprobación de solicitudes de crédito.

Figura III.8. Distribución de microcréditos según la variable Ubicación Geográfica.

Figura III.9. Comportamiento en el pago según la variable Ubicación Geográfica (1).

Figura III.10. Comportamiento en el pago según la variable Ubicación Geográfica (2).

Figura III.13. Comportamiento en el pago según la variable Tipo de Relación con la IMF.

Figura III.14. Distribución de microcréditos según la variable Sector Económico.

Figura III.15. Comportamiento en el pago según la variable Sector Económico.

Figura III.16. Distribución de microcréditos según la variable Destino del Microcrédito.

Figura III.17. Comportamiento en el pago según la variable Destino del microcrédito (1).

Figura III.18. Comportamiento en el pago según la variable Destino del microcrédito (2).

Figura III.19. Distribución de microcréditos según la variable Clasificación del Cliente según la SBS.

Figura III.20. Comportamiento en el pago según la variable Clasificación del Cliente según la SBS (1).

Figura III.21. Comportamiento en el pago según la variable Clasificación del Cliente según la SBS (2).

Figura III.22. Clasificación del cliente según la IMF.

Figura III.23. Vínculo entre clasificaciones IMF y SBS.

Figura III.24. Distribución de microcréditos según la variable Clasificación del Cliente según la IMF.

Figura III.25. Comportamiento en el pago según la variable Clasificación del Cliente según la IMF (1).

Figura III.26. Comportamiento en el pago según la variable Clasificación del Cliente según la IMF (2).

Figura III.27. Distribución de microcréditos según la variable Género.

Figura III.28. Comportamiento en el pago según la variable Género.

Figura III.29. Distribución de microcréditos según la variable Estado Civil.

Figura III.30. Comportamiento en el pago según la variable Estado Civil (1).

Figura III.31. Comportamiento en el pago según la variable Estado Civil (2).

Figura III.32. Distribución de microcréditos según la variable Situación Laboral.

Figura III.33. Comportamiento en el pago según la variable Situación Laboral.

Figura III.34. Distribución de microcréditos según la variable Garantías.

Figura III.35. Comportamiento en el pago según la variable Garantías (1).

Figura III.36. Comportamiento en el pago según la variable Garantías (2).

Figura III.37. Distribución de microcréditos según la variable Pronóstico del Analista de Crédito.

Figura III.38. Comportamiento en el pago según la variable Pronóstico del Analista de Crédito (1).

Figura III.39. Comportamiento en el pago según la variable Pronóstico del Analista de Crédito (2).

Figura III.40. Variación anual del Producto Interior Bruto (PIB).

Figura III.41. Evolución de la inflación peruana (1998 – 2004).

Figura III.42. Evolución del Índice de Empleo en Perú (1997 – 1999).

Figura III.43. Evolución del Índice de Empleo en Perú (2001 – 2009).

Figura III.44. Evolución del Tipo de Cambio en Perú (1997 – 2007).

Figura III.45. Evolución de las Tasas de Interés en Perú (1997 – 2005).

Figura III.46. Evolución del Índice General Bursátil (1982 – 2006).

Figura IV.1. Cartera en riesgo de Proempresa Vs. EDPYMEs.

Figura IV.2. Apalancamiento de Proempresa Vs. EDPYMEs.

Figura IV.3. Liquidez de Proempresa Vs. EDPYMEs.

Figura IV.4. Margen Operativo Neto de Proempresa Vs. EDPYMEs.

Figura IV.5. ROE Proempresa Vs. EDPYMEs.

Figura IV.6. Cartera en riesgo de CMAC de Tacna Vs. CMACs.

Figura IV.7. Liquidez de CMAC de Tacna Vs. CMACs.

Figura IV.8. Apalancamiento de la CMAC de Tacna Vs. CMACs.

Figura IV.9. Margen Operativo Neto de la CMAC de Tacna Vs. CMACs.

Figura IV.10. ROE Proempresa Vs. EDPYMEs.

Figura IV.11. Distribución de los microcréditos en función de la variable dependiente.

Figura IV.12. Histograma de probabilidades pronosticadas. EDPYME Proempresa.

Figura IV.13. Histograma de probabilidades pronosticadas. CMAC de Tacna.

Figura IV.14. Sensibilidad y especificidad. EDPYME Proempresa.

Figura IV.15. Sensibilidad y especificidad. CMAC de Tacna.

Figura IV.16. Curva COR. EDPYME Proempresa.

Figura IV.17. Curva COR. CMAC de Tacna.

Figura IV.18. Histograma de probabilidades pronosticadas de clientes cumplidores. EDPYME Proempresa.

Figura IV.19. Histograma de probabilidades pronosticadas de clientes incumplidores. EDPYME Proempresa.

Figura IV.20. Histograma de probabilidades pronosticadas conjunta. EDPYME Proempresa.

Figura IV.21. Histograma de probabilidades pronosticadas de clientes cumplidores. CMAC de Tacna.

Figura IV.22. Histograma de probabilidades pronosticadas de clientes incumplidores. CMAC de Tacna.

Figura IV.23. Histograma de probabilidades pronosticadas conjunta. CMAC de Tacna.

Figura V.1. Esquema de los Pilares de Basilea II.

Figura V.2. Basilea II. Consumo de capital Pymes.

Figura V.3. Pérdida esperada e inesperada según el nivel de confianza.

Figura V.4. Elementos necesarios para el cálculo de la pérdida esperada e inesperada según el nivel de confianza.

Figura V.5. Esquema general de la metodología para el análisis del riesgo de microcrédito

Figura V.6. Cálculo de la tasa de interés ajustada al riesgo del cliente.

INTRODUCCIÓN Y OBJETIVOS

INTRODUCCIÓN Y OBJETIVOS

Las características peculiares de la economía y el comercio condicionadas a la pobreza en la que se hallan millones de personas en América Latina despiertan muchas incertidumbres. Un país en vías de desarrollo es más rico cuanto mayor es su potencial para movilizar los recursos humanos, basando el progreso en el alcance de condiciones que permitan conseguir una mejor calidad de vida, y no sólo en el incremento de los ingresos y de la riqueza. De este modo, el fundamento del problema de la lucha contra la pobreza puede enfocarse en el acceso de los individuos hacia las posibilidades y condiciones para realizarse como personas que toman decisiones libre y responsablemente.

El acceso a las oportunidades productivas en los países en vías de desarrollo significa acceso a la agricultura, comercio a pequeña escala, tecnología, sanidad, educación, etc. Sin embargo, el desempeño de toda actividad tendente al aprovechamiento de estas oportunidades obliga a las personas a acudir a los servicios financieros de crédito para la pequeña y micro producción. En diversas zonas de estos países, surgen sistemas basados en microactividades productivas e informales que garantizan la supervivencia de gran parte de la población, configurándose así un factor de prosperidad económica para el conjunto de la sociedad.

A finales de los años 60 y principios de los 70, surgieron las microfinanzas de manos de dos hombres en diferentes lugares del planeta. Por una parte, Muhammad Yunus, meritorio Premio Nobel de la Paz en 2006 por el logro de un sistema económico apropiado para las clases pobres, inició la actividad microfinanciera en Bangladesh, un país inmerso en la precariedad en la que viven la gran mayoría de sus habitantes, creando el Grameen Bank. De otra parte, un idealista estudiante de derecho llamado Joseph Blatchford fundó ACCION International con un número reducido de voluntarios. Blatchford comenzó una actividad de ayuda y respaldo a gente pobre de Venezuela, propagándose su empeño en Brasil, Perú, Colombia y Bolivia, poco después.

Según Alpízar y González-Vega (2006), se definen las **microfinanzas** como la oferta de una gama de servicios financieros proporcionados mediante

la aplicación de tecnologías de crédito innovadoras y de prestación de otros servicios, en circunstancias en las que, con las tecnologías bancarias tradicionales, esta prestación no se podría hacer rentable o sostenible.

Las dificultades derivadas de la informalidad y de la pobreza en determinados sectores de la población afectan directamente a los métodos de gestión del negocio de las microempresas y de los riesgos asociados, los cuales son difíciles de precisar.

De este modo, el objetivo final de las microfinanzas es proporcionar servicios financieros sostenibles a personas de bajos ingresos, aunque no exclusivamente a personas que viven en la extrema precariedad. Consideramos importante la sostenibilidad financiera dado que la existencia de Instituciones de Microfinanzas (IMFs) sostenibles implica la posibilidad de crecer y seguir ofertando operaciones financieras en el futuro. Téngase también en cuenta que, para muchos autores, el crédito no es el instrumento más importante para la reducción de la pobreza (Adams y Von Pischke (1992)), al sostener que la falta de préstamos formales no es el problema más importante de estas personas.

Según el objetivo descrito, en la actividad microfinanciera se requieren servicios complementarios como donaciones y subsidios que acompañen a la disponibilidad de fondos para el crédito, todo ello, junto con una gama completa de operaciones de ahorro y crédito que formalicen una nueva forma de entender los servicios financieros.

En la Cumbre sobre Microcrédito (*Microcredit Summit*) de Washington en 1997, por primera vez se reconoció la importancia del **microcrédito** a los pobres como instrumento de base para la lucha contra la pobreza. En esa cumbre se reunieron representantes de ONGs, intermediarios financieros y empresas que operan en el sector social, grupos de base de países desarrollados y en desarrollo, agencias de Naciones Unidas, gobiernos nacionales e instituciones financieras internacionales. Los participantes de la cumbre coincidieron en el objetivo que la provisión de crédito para promover el

empleo y servicios financieros y comerciales alcanzara a cien millones de familias entre las más pobres en 2005, involucrando especialmente a las mujeres de estas familias.

Según lo indicado, el acceso a los servicios financieros de la población de escasos recursos contribuye al bienestar y a la consecución de las oportunidades económicas que supone la explotación de actividades económicas en determinados sectores de actividad. Por otra parte, las microfinanzas pretenden erradicar la existencia de prestamistas ilícitos e informales, muy presentes en estos estratos del mercado (Mansell, 1995).

El éxito futuro de las microfinanzas radica, al igual que en cualquier otra actividad financiera, en la existencia de un marco normativo que las regule, es decir, que las microfinanzas se vean envueltas por un entorno donde existen reglas claras de regulación y control, así como organismos de supervisión. Sin embargo, tal y como indican Christen y Rosenberg (2000), la presencia de un marco jurídico apropiado y de una buena supervisión, no garantizan un comportamiento adecuado en el que el nivel de riesgo asumido por las IMF's posicione en ventaja al cliente respecto a los accionistas de la correspondiente organización. Es decir, por numerosos que sean los controles en las áreas de adecuación de capital, calidad de los activos, gestión de la liquidez y de la institución en general, una correcta supervisión debe de acompañarse de un conjunto de políticas organizacionales, planes de negocios, controles internos y gestión administrativa propios de un intermediario financiero eficaz.

Por otra parte, resulta fundamental llevar a cabo un correcto análisis de la información para el desarrollo y expansión en las IMF's, adquiriendo metodologías para seleccionar un público adecuado y un sector económico deseado. Según esto, la naturaleza y las aspiraciones económicas de los clientes de microcrédito no constituyen un conjunto de elementos fijos, por lo que los cambios en su conducta deben ser analizados, dado que influyen directamente en la estrategia de negocio de cualquier entidad financiera.

Las organizaciones de microfinanzas, con el fin de disminuir sus niveles de riesgo han tenido que desarrollar medidas innovadoras para el sector con el fin de poder evaluar las pérdidas esperadas frente al incumplimiento de pago por parte del cliente. La medida más utilizada hoy en día en la banca comercial es el *scoring* de créditos o *credit scoring*, que es un sistema de evaluación automático, más rápido, más seguro y consistente para determinar la concesión de créditos, que, en función de toda la información disponible, es capaz de predecir la probabilidad de impago, asociada a una operación crediticia. Las aplicaciones de *credit scoring* son aptas para los procesos de evaluación, comportamiento y cobro de los créditos, analizando en un tiempo mínimo una gran cantidad de información homogénea. Los primeros sistemas de “*scoring*” se desarrollaron en la década de los cincuenta mediante la implementación de “*scores*” internos de comportamiento por parte de bancos pioneros en Estados Unidos, los cuales eran utilizados para gestionar las cuentas de dichos bancos en base a la propia información que manejaban. Años más tarde, surgieron los “*scoring*” de aceptación que clasificaban a los solicitantes de crédito según la propia calificación de buenos o malos que efectuaba una determinada institución bancaria.

De esta manera, según recoge Silva (2008), en la industria bancaria se identifican los siguientes modelos de *scoring*:

- *Scoring* de comportamiento, utilizados para la gestión de cuentas, incluyendo actividades tales como aumento y disminuciones de líneas de crédito, y sobregiros convenidos.
- Los tradicionales *scoring* de aceptación, mediante los cuales un banco aplica su propia definición de lo que para él son buenas y malas operaciones crediticias, a fin de identificar y clasificar a los solicitantes de crédito.
- *Scoring* de cobranza, cuyo objeto es determinar con mayor precisión las cuentas que pueden resultar normalmente cobrables.
- *Scoring* de rentabilidad, utilizados para identificar los segmentos de mercado más rentables.

Según un estudio desarrollado por Turner y Varghese (2006), los historiales de crédito y los *scoring* son esenciales en toda América Latina para ayudar a resolver tres problemas económicos específicos: a) Niveles de eficiencia inferiores a estándares internacionales en el sector financiero, b) el relativo estancamiento de los préstamos del sector privado y c) el riesgo de crisis financieras, que a menudo derivan, en parte, de los problemas de selección adversa en el sector bancario.

La realidad de la República del Perú, país en el cual desarrollamos el estudio empírico de dos modelos de *credit scoring* se caracteriza por la amplia difusión y utilización de los servicios de información de riesgo de crédito para la banca minorista, la industria de las tarjetas de crédito, el sector seguros, empresas de factoring y, también las instituciones bancarias tradicionales y emergentes.

En los últimos años, los analistas de créditos de las entidades de microfinanzas han sido los que se han encargado de tomar la decisión de concesión o denegación de un crédito, todo ello mediante el trato cotidiano y subjetivo que pueda tener dicho analista de crédito con el prestatario real o potencial. Si los analistas de crédito se marcan el objetivo de incrementar el número de clientes o prestatarios, sería conveniente que se ayudasen de ciertas herramientas estadísticas objetivas de calificación de deuda con las que poder tomar una decisión de concesión o denegación de un crédito.

La consecución de un modelo de predicción del impago de un cliente en las IMFs no se encuentra exenta de limitaciones y dificultades. Partimos de la idea de que los modelos de *scoring* en microfinanzas, dadas las características distintivas de las IMFs y el microcrédito respecto a las entidades bancarias y crédito convencional, se construyen de manera diferente debido a las limitaciones existentes a raíz de la disposición de historiales de crédito escasamente desarrollados. Tal y como afirma Schreiner (1999): *“la manipulación matemática es la parte fácil. La parte difícil es la recolección de información y el uso de las estimaciones del riesgo en la práctica”*. Es decir, la principal complicación a la hora de elaborar un modelo de *credit scoring* para

microfinanzas estriba en combinar una serie de variables de carácter subjetivo sobre las cuales existe un gran problema a la hora de encontrar datos e información. En el caso de las microfinanzas, no existen historiales crediticios desarrollados donde poder hallar las variables sin dificultad, al contrario que en el caso de la gran banca, donde si las hay.

El diseño de una aplicación de scoring en microfinanzas ha de estar basado, pues, en el seguimiento de una estrategia innovadora en este sector. A este respecto, siguiendo a Kim (2005), planteamos el proceso de evaluación y concesión del microcrédito de las entidades analizadas como base de la construcción de los modelos de *credit scoring*. En primer lugar, el mencionado proceso nos determinará los factores explicativos del impago del cliente. Por otro lado, éste nos servirá de guía a la hora de plantear el procedimiento estadístico a utilizar.

La escasez de modelos y aplicaciones de *scoring* en las microfinanzas es indicativa de un campo de investigación joven y poco explorado. Teniendo en cuenta que los trabajos de investigación hallados en este campo no consiguen unos resultados demasiado satisfactorios o bien cometen errores en los planteamientos estadísticos, entendemos que nos enfrentamos a una tarea ardua y complicada.

Obtenido un modelo de calificación estadística robusto para las microfinanzas, el siguiente paso consiste en aplicarlo en el negocio de las IMFs. En 1988, el Comité de Basilea para la Supervisión Bancaria publicó el Primer Acuerdo de Capital (Basilea I), en el que se requería a las instituciones financieras que dispusieran de un nivel mínimo de capital equivalente al 8% de sus activos ponderados por riesgo. Sin embargo, no fue hasta junio de 2004, fecha de publicación de los nuevos acuerdos tomados por el Comité de Basilea (Basilea II), cuando se consiguió una propuesta relativa al tratamiento de los riesgos bancarios (incluido, por nuestro interés, el riesgo de crédito) con un alto grado de consenso. Basilea II tiene como principal objetivo esbozar una metodología para el tratamiento del riesgo, sin olvidar las relaciones que han de mantener las entidades financieras y los supervisores, los cuales tendrán un

papel activo sobre la gestión del riesgo realizada por dichas entidades financieras.

En Perú, el Reglamento para el Requerimiento de Patrimonio Efectivo por Riesgo de Crédito de la Superintendencia de Banca y Seguros (SBS) de 2009 recoge todos los escenarios de implementación de Basilea II en las entidades sometidas a supervisión en el sistema financiero. Entre ellas se encuentran los tipos de IMFs sobre las cuales tomamos las muestras de nuestro análisis empírico. La norma que subyace de este reglamento tiene como novedad la posibilidad de diseñar Métodos Basados en Calificaciones Internas (IRB) que, tras ser homologados por el correspondiente organismo supervisor, son aptos para determinar el requerimiento de capital, la pérdida esperada, la pérdida inesperada y, finalmente, la política de tasas de interés; eso sí, teniendo en cuenta que el punto de partida es la probabilidad de impago.

En virtud de la evolución que trasciende en la actualidad en la gestión de las entidades de microfinanzas, en lo que al tratamiento del riesgo de crédito se refiere, en este trabajo pretendemos alcanzar los siguientes objetivos:

- Contextualizar con detalle el negocio de las microfinanzas, centrándonos fundamentalmente en los aspectos y características que definen la función social, económica y financiera del microcrédito, diferenciándolo del crédito convencional de la banca comercial.
- Proceder a una revisión teórica de las metodologías y modelos de credit scoring en la banca comercial y en las microfinanzas, con objeto de establecer diferencias entre ellos.
- Analizar las limitaciones en la elaboración y diseño de un modelo de credit scoring para las microfinanzas.
- Describir el método de evaluación y concesión del microcrédito como práctica del mercado en el sistema financiero peruano.
- Proponer un modelo de *credit scoring* que evalúe y mida el riesgo de impago en dos entidades de microfinanzas supervisadas en el sistema financiero de la República del Perú, salvando las importantes

limitaciones existentes en este empeño y basándonos en el proceso de evaluación y concesión del microcrédito.

- Proponer un Método Interno Basado en Calificaciones Internas según el Reglamento para el Requerimiento de Patrimonio Efectivo por Riesgo de Crédito, normativa que regula la propuesta sobre riesgos bancarios de los nuevos acuerdos de Basilea II.

Para lograr estos objetivos, hemos dividido la Tesis Doctoral que presentamos en tres bloques diferenciados, que exponemos a continuación.

En el primer bloque, mostramos un marco teórico sobre el cual pretendemos dar una visión general, en primer lugar del paradigma de las microfinanzas y, en segundo lugar, de los modelos empleados para la gestión del riesgo de crédito en la banca comercial y en las entidades de microfinanzas. Este primer bloque comprende los capítulos I y II del trabajo de investigación.

En el **capítulo I** abordamos lo necesario para alcanzar el primero de nuestros objetivos. Para ello, determinamos cuál fue el origen de las microfinanzas, destacamos la necesidad de un marco jurídico que las regule y presentamos a las IMFs como entidades encargadas de llevar a cabo la actividad microfinanciera tendente a la disminución de la pobreza. No menos importante es analizar el producto financiero con el que cuentan las IMFs para desempeñar su cometido; hablamos del microcrédito, estableciendo las oportunas diferencias con el crédito convencional.

En el **capítulo II** nos marcamos como objetivo realizar un análisis del riesgo de crédito en las IMFs. Dicho análisis, comienza con un estudio comparado de las técnicas, modelos de *credit scoring* y características empleadas en éstos, en la actividad financiera bancaria y las microfinanzas. Tras este estudio comparado, pretendemos también identificar la metodología estadística más apropiada para el diseño de un modelo de scoring para microfinanzas. Para finalizar este capítulo, presentamos una serie de

limitaciones importantes, así como las ventajas e inconvenientes de construir un modelo de calificación estadística que mida el riesgo de impago en las IMFs.

En el segundo bloque del trabajo, formado por los capítulos III, IV y V, nos centramos en los aspectos propios del estudio empírico desarrollado. A este respecto, en el **capítulo III**, describimos pormenorizadamente el proceso de evaluación y concesión del microcrédito y su repercusión de cara a determinar las variables explicativas del riesgo de impago en las dos IMFs analizadas, así como en el futuro desarrollo de la aplicación estadística seleccionada para el diseño de los correspondientes modelos de credit scoring.

En el **capítulo IV**, proponemos un modelo de *credit scoring* para dos entidades de microfinanzas supervisadas del sistema financiero de la República del Perú, utilizando el proceso de evaluación y concesión del microcrédito como base del diseño de los modelos. Posteriormente, describimos una serie de medidas que permiten valorar las aplicaciones obtenidas, así como su validación.

Nutriéndonos de la información y resultados obtenidos en el capítulo IV, en el **capítulo V**, tras analizar los nuevos acuerdos tomados por el Comité de Supervisión Bancaria de Basilea (Basilea II) en lo que a riesgo de crédito se refiere, proponemos un Método Interno Basado en Calificaciones Internas con el que aplicar el credit scoring en el negocio de las IMFs, y así poder calcular los requerimientos de capital, las pérdidas esperadas e inesperadas, para así, poder establecer una política de tasas de interés adecuada.

Finalmente, en el tercero de los bloques, establecemos una serie de conclusiones y futuras líneas de investigación sobre el trabajo realizado, las cuales tratan de dar respuesta a los objetivos que planteamos en la presente Tesis Doctoral.

BLOQUE 1:
PLANTEAMIENTO Y MARCO TEÓRICO

CAPÍTULO I

LAS INSTITUCIONES DE MICROFINANZAS Y EL MICROCRÉDITO

- I.1. Introducción.
- I.2. Origen y antecedentes de las microfinanzas.
 - I.2.1. El Grameen Bank.
 - I.2.2. BancoSol.
 - I.2.3. Women's World Banking (WWB).
- I.3. Marco Jurídico de las microfinanzas.
- I.4. Las Instituciones de Microfinanzas.
 - I.4.1. Función económica y social.
 - I.4.2. Clasificación.
 - I.4.2.1. Organizaciones No Gubernamentales (ONGs).
 - I.4.2.2. Instituciones financieras graduadas.
 - I.4.2.3. Cooperativas de ahorro y crédito.
 - I.4.3. Metodología y operativa.
 - I.4.3.1. Grupos solidarios
 - I.4.3.2. Uniones de crédito.
 - I.4.3.3. Bancos comunales.
 - I.4.3.4. Préstamos individuales.
- I.5. El microcrédito
 - I.5.1. Concepto.
 - I.5.2. Función económica y social.
 - I.5.3. Tipología.
- I.6. Situación actual y perspectivas de las microfinanzas en América Latina.
 - I.6.1. Las microfinanzas en México.
 - I.6.2. Las microfinanzas en Colombia.

CAPÍTULO 1: LAS INSTITUCIONES DE MICROFINANZAS Y EL MICROCRÉDITO

I.6.3.Las microfinanzas en Chile.

I.6.4.Las microfinanzas en Bolivia.

I.6.5.Las microfinanzas en Perú.

I.6.5.1. Cajas Municipales de Ahorro y Crédito (CMACs).

I.6.5.2. Cajas Rurales de Ahorro y Crédito (CRACs).

I.6.5.3. Entidades de Desarrollo de la Pequeña y Micro Empresa (EDPYMEs).

I.6.6.Aspectos comunes de las microfinanzas en el momento actual.

I.6.7.Perspectivas de futuro.

I.7. Consideraciones finales.

I.1. INTRODUCCIÓN

América Latina posee una economía un tanto singular, influenciada en gran medida por la precariedad en la que viven millones de personas. Resolver esta situación de pobreza es sin lugar a dudas un reto de gran importancia, donde las organizaciones de desarrollo pueden jugar un papel significativo, al ser éstas capaces de adentrarse en los problemas de los estratos sociales más desfavorecidos. Los países ubicados en esta zona han de procurar la búsqueda de soluciones encaminadas a mejorar las condiciones económicas de sus habitantes, como la formación adecuada de las personas para afrontar con éxito la gestión de pequeños negocios que tendrá un efecto beneficioso de forma directa para los individuos en cuestión, e indirectamente para la totalidad de la región. Por tanto, puede decirse que el desarrollo de las microfinanzas ha sido producto de numerosos esfuerzos y proyectos comunes entre el sector público y el sector privado, puesto que el sistema político y de gobierno de cada país, por muy distintas que sean sus perspectivas ideológicas, buscan insistentemente procesos eficaces para combatir la pobreza.

Hace más de 35 años que surgieron las microfinanzas de manos de, según numerosos autores, Muhammad Yunus, premio Nobel de la Paz en el año 2006 por su lucha para lograr una economía justa para las clases pobres. Desde entonces y hasta la actualidad, la práctica de las microfinanzas se ha convertido en eje de la economía de los países en vías de desarrollo. A este respecto, aunque las microfinanzas sostienen unos fundamentos y características no discutidas por nadie, aún no existe un consenso claro acerca de su significado. Así, Ledgerwood (1999) establece como microfinanzas la prestación de servicios financieros a clientes de bajos ingresos, incluyendo a los autoempleados. Por otra parte, para Rahman (2000) las microfinanzas constituyen un conjunto de mecanismos innovadores para la provisión de crédito y de facilidades de ahorro destinados a aquel sector de la población tradicionalmente excluida del sector financiero formal. La exclusión de la que hablamos, según indica el autor, es debida principalmente a tres factores: a)

CAPÍTULO 1: LAS INSTITUCIONES DE MICROFINANZAS Y EL MICROCRÉDITO

Los clientes no pueden ofrecer garantías aceptables; b) Presentan un alto nivel de riesgo crediticio; y c) Las cantidades solicitadas en los créditos son demasiado pequeñas para las entidades financieras que aspiran a ser rentables.

Al igual que cualquier actividad financiera, las microfinanzas requieren dotarse de un marco jurídico y normativo que las regule. El objetivo primordial de la regulación financiera es promover una acumulación de capital marcado por la eficacia y la eficiencia en la asignación de recursos. Para lograr estos objetivos, los organismos encargados de supervisar a las instituciones financieras dictaminan una serie de restricciones a la práctica del negocio bancario, interesándose, entre otras, en la exposición a riesgos, prácticas contables, presentación de informes y las operaciones comunes de ahorro y crédito de las entidades financieras.

Las entidades de microfinanzas (ONGs formalizadas e institucionalizadas), pretenden realizar una labor con ánimo de lucro pero que, a su vez, beneficie directamente a los millones de personas que viven bajo cierta precariedad. Para ello, el microcrédito se erige como el producto financiero sobre el cual se basa la actividad microfinanciera. Sin embargo, hemos de precisar que las microfinanzas no se terminan con el microcrédito, sino que comprenden todo un conjunto de servicios dirigidos a la población de ingresos bajos y a microempresarios con dificultades de acceso a los servicios financieros tradicionales de la banca comercial.

El propósito de este primer capítulo consiste en conocer el negocio de las microfinanzas, centrándonos en los aspectos y características fundamentales que definen la función económica y social del producto financiero que por todos es conocido al referir el término microfinanzas, cual es: el microcrédito. Para ello, hemos estructurado el presente capítulo en cinco partes. En la primera de ellas, estudiamos el origen y los antecedentes de las microfinanzas con la intención de justificar los factores causantes que nos llevaron al desarrollo de un modelo económico peculiar y paralelo al existente en las entidades financieras bancarias. En segundo lugar, y tras la aparición de

las microfinanzas, presentamos el marco teórico referido al ámbito jurídico y normativo necesario para el buen funcionamiento y éxito futuro de la actividad microfinanciera. En el tercer punto, describimos las Instituciones de Microfinanzas como organizaciones encargadas de llevar a cabo la actividad microfinanciera, resultando interesante clasificarlas, a la vez que detallar las metodologías que éstas innovaron en la concesión de los microcréditos. En cuarto lugar, conceptualizaremos el microcrédito como producto financiero encargado de cumplir con los objetivos de las microfinanzas; para ello, resaltaremos las características que definen la función económica y social del microcrédito y los clasificaremos en función del tipo de microempresas a los cuales le sean concedidos. En quinto y último lugar, comentaremos la situación en que se encuentran las microfinanzas en la actualidad, indicando, a su vez, sus perspectivas de cara al futuro.

I.2. ORIGEN Y ANTECEDENTES DE LAS MICROFINANZAS

La economía mundial no distribuye la riqueza por igual en todas las regiones del planeta, en tanto que existe un marcado contraste entre la riqueza y la pobreza. Según esto, la Organización Mundial de la Salud (OMS), cuantificaba en el año 1995 una cifra de 1.000 millones de personas que vivían en situación de seria precariedad, lo cual supone una quinta parte de la población mundial. Entre otras, América Latina, África, China, La India, etc., son las regiones donde la concentración de estas personas con recursos limitados es mayor, sin olvidar que también podemos encontrarlas en países desarrollados con mayor dotación económica.

La pobreza es un suceso que ha existido durante toda la historia de la humanidad, siendo a la mujer a quien más afecta, teniendo en cuenta que ellas han tenido mayores dificultades que el hombre a la hora de acceder a los servicios financieros. Por este motivo, puede decirse que a lo largo de la historia el desempeño de la actividad económica y por tanto la creación de riqueza ha sido un rol desempeñado habitualmente por el hombre. Sobre esto,

CAPÍTULO 1: LAS INSTITUCIONES DE MICROFINANZAS Y EL MICROCRÉDITO

el Fondo de Desarrollo de las Naciones Unidas para la Mujer (UNIFEM) ha estimado que las mujeres generan aproximadamente el 10% de los ingresos totales mundiales.

Desde hace 25 años han surgido numerosas iniciativas con el objetivo de activar ciertos mecanismos de financiación para la microempresa. Dichas iniciativas han partido, principalmente, de Organizaciones No Gubernamentales (ONGs), instituciones financieras sin fines de lucro y organismos internacionales. En este sentido, desde mediados de los años ochenta, en la mayoría de países de América Latina, vienen funcionando numerosas ONGs de tipo social financiadas, básicamente, por donaciones de la comunidad internacional y con la finalidad de atender a ciertos sectores marginados de la población que disponen de escasos recursos económicos. Esta atención se realiza ofreciendo servicios financieros en regiones marcadas por la depresión económica, tanto en áreas rurales como urbanas, motivo por el cual ciertas entidades comenzaron a convertirse en un motor de desarrollo económico y microempresarial a la vez que en un sistema eficiente de generación de empleo.

En la década de los ochenta, dada la ausencia de oferta crediticia a la pequeña y micro empresa por parte de las grandes entidades bancarias, las ONGs, por su alcance y gran cobertura geográfica, se asentaron como una importante fuente institucional de crédito, desarrollando su actividad sin someterse a ninguna normativa financiera y sin encontrarse bajo la supervisión de ningún organismo regulador o cualquier otra institución análoga. Esta situación repercute directamente en el hecho de que las organizaciones de desarrollo no pudieran captar ahorros del público en forma de depósitos, lo cual imposibilita y obstaculiza su expansión a nivel territorial.

Por su parte, las ONGs encontraron dificultades a la hora de llevar a cabo actividades de crédito, lo que condujo a la necesidad de formalizarse por éste y por otros motivos que exponemos a continuación:

CAPÍTULO 1: LAS INSTITUCIONES DE MICROFINANZAS Y EL MICROCRÉDITO

- Permitir a ciertos sectores de la población la incorporación al sistema financiero donde podrán disfrutar de servicios de diversa índole.
- Asegurar un buen funcionamiento del sistema microfinanciero y así crear vías de canalización de recursos hacia sectores a los que no llega la banca corporativa.
- Intento de cubrir la demanda real insatisfecha de servicios financieros por insuficiencia de intermediarios financieros en la pequeña y microempresa, en zonas rurales y urbanas.
- Proporcionar a las ONGs, una vez formalizadas, una forma jurídica contemplada en la legislación que pueda aportar una estabilidad y tranquilidad jurídica al sistema.
- Incrementar y completar la estructura financiera así como las modalidades en las que se pueden instrumentar las operaciones de crédito.

Las entidades de microfinanzas, teniendo en cuenta sus comienzos como ONGs, nunca deben desaprovechar la experiencia que hayan podido acumular bajo la figura de éstas últimas, conservando, para ello, todas la metodologías de gestión de créditos utilizadas cuando las ONGs financieras aún no se encontraban formalizadas.

Según Vereda del Abril (2002), *“los microcréditos y microfinanzas surgieron cuando determinadas personas, con creencias en el ser humano y con voluntad de ayuda fueron capaces de prestar pequeñas cantidades de dinero a los pobres que no tenían tierras, ni propiedades, ni salarios, pero tenían la fuerza vital para salir de la miseria con dignidad, creándose su propio trabajo”*. Resulta difícil concretar quienes fueron las personas que desarrollaron esta labor por primera vez de forma continuada y generalizada, pero sí que podemos decir que en Bangladesh, en 1976, el profesor Muhammad Yunus, jefe del programa de Economía Rural de la Universidad de Chittagong, dirigió un proyecto de investigación en el que se le ocurrió diseñar un sistema y metodología de crédito cuyo fin era la cobertura crediticia en zonas rurales, zonas donde no llegaban los servicios bancarios tradicionales.

CAPÍTULO 1: LAS INSTITUCIONES DE MICROFINANZAS Y EL MICROCRÉDITO

Como ejemplos claros de entidades que dieron origen a las microfinanzas podemos citar tanto el Grameen Bank, banco que fue creado por Muhammad Yunus, y BancoSol, entidad originaria de las microfinanzas que opera en Bolivia, país donde, en la actualidad, están más desarrolladas las microfinanzas.

I.2.1. El Grameen Bank

En Bangladesh, un país con una superficie de 144.000 km², residen 73 millones de personas, en condiciones de gran precariedad. Aproximadamente el 83% de su población es de origen musulmán, aunque basa la forma de su progreso bajo el concepto occidental capitalista.

Resulta que fue en Bangladesh donde se descubrió un procedimiento o sistema de banca capaz de mejorar el nivel de vida de la población pobre, sistema que fue precursor del desarrollo e implantación técnicas microfinancieras en las regiones más desfavorecidas del planeta.

El sistema fue desarrollado por Muhammad Yunus¹, Doctor en Economía por la Universidad de Vanderbilt (Tennessee, USA) quien al término de sus estudios en 1972, regresó a Bangladesh, su país natal, para impartir clases en la Universidad de Chittagong.

En 1983, los estudios económicos sobre la población marginada de la región que realizó mientras desempeñaba sus funciones docentes y, aplicando una mínima inversión de 27 dólares americanos, lo llevaron a crear el "Grameen Bank" (en Bangalí, "banco del pueblo").

Las ideas de Muhammad Yunus, en su proyecto de investigación trataron de alcanzar los siguientes objetivos:

¹ Hoy día, Muhammad Yunus está considerado como el padre del Microcrédito.

CAPÍTULO 1: LAS INSTITUCIONES DE MICROFINANZAS Y EL MICROCRÉDITO

- Llevar los servicios bancarios a los sectores más necesitados de la población. En palabras de Yunus (1993), *“mientras yo enseñaba elegantes teorías económicas, la gente moría de hambre todos los días en las calles. ¿Porqué algunas personas trabajando doce horas al día, los siete días de la semana, no tienen suficiente comida para llevar a sus mesas? En esos momentos comencé a odiar la arrogancia de los profesores de economía, que pretendían tener todas las respuestas sobre las teorías del desarrollo, cuando realmente no sabíamos nada acerca de la pobreza que nos rodeaba”*.
- Eliminar la existencia de prestamistas ilícitos e informales. Los prestamistas informales se aprovechaban de la situación extrema de aquellas personas que trabajaban durante tantas horas al día, concedían préstamos a elevados tipos de interés que oscilaban desde el 10% mensual, llegando incluso al 10% semanal. De esta forma, por muchas horas que estas personas dedicaran al trabajo, nunca podían abandonar la situación en la que se obtienen ingresos únicamente para subsistir.
- Plantear oportunidades a los sectores más deprimidos y estancados. Yunus confiaba en el instinto de supervivencia del hombre y, por tanto mantenía la idea de que no había que enseñarles a sobrevivir, sino que había que ponerles a su alcance los recursos financieros necesarios para que ellos mismos pongan en marcha las habilidades que ya poseen.
- Crear una orientación de la actividad económica hacia la mujer. La mujer, tiempo atrás, ha tenido restringido el acceso al dinero del hogar, y en los casos en los que se queda viuda o repudiada, se ha visto obligada a mendigar por las calles o a realizar cualquier tipo de trabajo situado en el límite de lo indigno.
- Proponer, a partir de una renta baja, una inyección de crédito que posibilite realizar cierta inversión, y a partir de la cual obtener una mayor renta que permita generar ahorro de, fuente de futuras nuevas inversiones.

Tras la consecución de muy buenos resultados, el proyecto desembocó en la creación del Grameen Bank, también conocido como el “Banco de los

Pobres”. Este banco, hoy día, está considerado como una de las instituciones financieras dedicadas a las microfinanzas más conocidas del mundo, todo ello, gracias al seguimiento estricto de sus 16 Principios que recogemos en el cuadro I.1.

Cuadro I.1. *Principios de actuación del Grameen Bank.*

PRINCIPIOS DE ACTUACIÓN DEL GRAMEEN BANK

1. Seguiremos los cuatro principios del Grameen Bank en todo momento: Disciplina, Unión, Valor y Trabajo.
2. Llevaremos la prosperidad a nuestras familias.
3. No viviremos en chavolas. Arreglaremos nuestros hogares y construiremos casas nuevas lo antes posible.
4. Cultivaremos hortalizas a lo largo de todo el año. Comeremos todo lo que se necesite, y venderemos el resto.
5. Durante la época de plantación plantaremos todas las plantas que se puedan.
6. Procuraremos tener familias pequeñas. Minimizaremos nuestros gastos. Cuidaremos la salud.
7. Educaremos a nuestros hijos y aseguraremos que puedan ganar lo suficiente para pagar su educación.
8. Tendremos siempre limpios a nuestros hijos y al medio ambiente.
9. Construiremos y usaremos letrinas con desagüe.
10. Beberemos agua corriente del grifo. Si eso no es posible, herviremos el agua o usaremos potabilizadoras.
11. No aceptaremos ninguna dote en las bodas de nuestros hijos, ni daremos ninguna en la de nuestras hijas. No se practicará el matrimonio de niños.
12. No ajusticiaremos a nadie ni permitiremos que nadie lo haga.
13. Acometeremos inversiones mayores de forma colectiva para tener más ingresos.
14. Nos ayudaremos siempre los unos a los otros.
15. Si nos enteramos que esta disciplina se rompe en algún pueblo, correremos a socorrerlos.
16. Introduciremos ejercicios físicos en todos nuestros pueblos.

Fuente: Grameen Bank.

Sus logros como banco son envidiables para cualquier institución financiera del mundo, pues en 1995, es decir, doce años después de su

CAPÍTULO 1: LAS INSTITUCIONES DE MICROFINANZAS Y EL MICROCRÉDITO

creación, consiguió contar con un billón de dólares en concepto de créditos, facilitando todo tipo de servicios financieros a 2,9 millones de prestatarios y manteniendo una tasa de morosidad reducida en el negocio de las IMFs, concretamente, tasas que oscilan entre el 1% y el 4%.

El Grameen Bank basa su éxito en un concepto bastante simple, que es el de prestar a los más pobres a las tasas vigentes en el mercado sin solicitar para ello ningún tipo de garantía. Con una pequeña inyección de financiación, personas de escasos recursos, pueden adquirir animales, comercializar sus productos, fabricar y vender productos artesanos, etc.

Con la realización de esta actividad financiera, los prestatarios perciben que tienen un trato igualitario sin recibir ningún tipo de limosna. De igual modo, entienden que se enfrentan a un verdadero préstamo en el que, para reembolsarlo según las condiciones pactadas hasta su vencimiento, deberán poner un gran empeño en el desarrollo de actividades económicas viables. Se consigue entonces, que todos tengan acceso a servicios financieros de tipo bancario y se evite así la exclusión de los que viven más precariamente.

En el Grameen Bank se innovaron dos mecanismos para la concesión de un préstamo: *grupos mancomunados* y *préstamos personalizados*. En los grupos mancomunados, cada beneficiario de los créditos que concedía este banco de pobres se debía de integrar en un grupo de 5 miembros, donde el banco únicamente prestaba a uno de los miembros del grupo. Esto quiere decir, que si éste no pagaba, el resto del grupo perdía toda capacidad crediticia que pudiese albergar. Con esta estrategia, el Grameen Bank conseguía que fueran los propios prestatarios los que evaluaran la viabilidad de los proyectos, así como que, ellos mismos, se cuidasen de que los demás integrantes del grupo pagasen sus deudas. De este modo, los propios clientes se convierten en analistas y cobradores de los créditos.

El sistema de créditos de este banco tan peculiar presentaba, además, las siguientes características:

CAPÍTULO 1: LAS INSTITUCIONES DE MICROFINANZAS Y EL MICROCRÉDITO

- Inicialmente, la cuantía máxima que recibía cada integrante del grupo de crédito ascendía a 25 dólares.
- El plazo de vencimiento se establecía en 5 semanas.
- La operación llevaba implícita una parte de intereses, que se encontraban ligeramente por encima de los intereses comerciales.
- En caso de devolución de la cuantía del préstamo al vencimiento estipulado, el prestatario ganaba el derecho a incrementar su límite máximo de préstamo a 100 dólares y una ampliación en el plazo de devolución a 50 semanas.
- Tras una relación de más de 1 año con el banco en la que no se incurriese en ningún tipo de problema crediticio, el prestatario podría participar en el capital social de la entidad.
- El 95% de los prestatarios eran mujeres que, según los estudios del Profesor Yunus, presentan un índice de morosidad muy inferior al hombre. Por tanto, el género femenino es un factor de menor riesgo crediticio.
- Para acceder a los servicios financieros que ofrece el Banco Grameen, es requisito indispensable no poseer más de 0,2 hectáreas de tierra cultivable, límite que se duplica para el caso de las familias. Es lógica la incorporación de este requisito con la idea de garantizar que los fondos sean destinados a las personas con menos recursos.
- Los posibles prestatarios han de realizar un programa de formación con el fin de que tengan constancia de los aspectos legales y normativos del banco.
- No se garantiza asistencia técnica a los prestatarios para el desarrollo de sus negocios. Únicamente se prestaba asistencia de tipo aritmético sobre las características del préstamo.

Se estima que cada año, el 5% de los participantes abandonan la situación de “extrema pobreza”, y que todo el que entra en la dinámica de solicitar préstamos a esta institución posee un 70% de posibilidades de salir de la situación de pobreza en un período máximo de 5 años.

CAPÍTULO 1: LAS INSTITUCIONES DE MICROFINANZAS Y EL MICROCRÉDITO

Paralelamente, se ha observado que las mujeres se convierten en una pieza fundamental en este engranaje, debido a que éstas aportan recursos para el sostenimiento del hogar, lo cual hace que mejore su posición dentro del hogar familiar. Ello incide directamente en la disminución del índice de maltrato, que junto a las mejoras en aspectos como el control de la fertilidad, de la nutrición, a la vez que de la educación de los hijos, ha provocado que el nivel cultural se incremente y se convierta en una barrera menor para el desarrollo económico de la región. En definitiva, tal y como apunta Yunus (1999), el hecho de prestar a mujeres conduce a mejores niveles de vida.

En la actualidad, el banco ha crecido hasta cubrir más de 80.000 aldeas contando con casi ocho millones de prestatarios, dato que podemos comprobar en la tabla I.1, donde mostramos la evolución de los principales indicadores de crecimiento de la institución desde su creación. En virtud del crecimiento exponencial de la entidad, ha sido necesaria la contratación de un gran número de empleados que, en el pasado, han sido antiguos prestatarios de la institución, mostrando así la estrecha relación entre el Banco Grameen y sus clientes.

CAPÍTULO 1: LAS INSTITUCIONES DE MICROFINANZAS Y EL MICROCRÉDITO

Tabla I.1. *Evolución de indicadores del Grameen Bank (cantidades en millones de US\$).*

CONCEPTO	1976	1977	1979	1981	1983	1985	1987	1989	1991
Importe acumulado de los desembolsos realizados	0,00	0,01	0,21	3,37	194,95	38,33	83,04	179,35	322,43
Importe de los desembolsos en el año	0,00	0,01	0,18	2,06	99,34	16,50	26,53	55,19	74,35
Número de hogares construidos	-	-	-	-	-	1.581	23.408	67.841	118.717
Número de grupos	-	4	377	4.818	11.667	34.324	67.831	132.452	213.286
Número de clientes	10	70	2.200	24.128	58.320	171.622	339.156	662.263	1.066.426
Porcentaje femenino de clientes	20	14	41	39	46	65	81	89	92
Número de aldeas cubiertas	1	2	17	433	1.249	3.666	7.502	15.073	25.248
Número de Sucursales	1	1	6	24	86	226	396	641	915

CONCEPTO	1993	1995	1997	1999	2001	2003	2005	2007	2009
Importe acumulado de los desembolsos realizados	725,39	1.405,94	2.062,96	2.792,00	3.347,98	3.986,46	5.025,61	6.685,51	8.741,86
Importe de los desembolsos en el año	266,02	333,17	371,22	320,39	287,54	365,96	608,79	934,94	1.150,54
Número de hogares construidos	258.194	331.201	402.747	511.583	545.121	578.532	627.058	650.839	679.577
Número de grupos	372.298	424.993	465.384	494.044	504.651	577.886	877.142	1.168.840	1.253.160
Número de clientes	1.814.916	2.065.661	2.272.503	2.357.083	2.378.601	3.123.802	5.579.399	7.411.229	7.970.616
Porcentaje femenino de clientes	94	94	95	95	95	95	96	97	97
Número de aldeas cubiertas	33.667	35.533	37.937	39.706	40.447	43.681	59.912	80.678	83.458
Número de Sucursales	1.040	1.055	1.105	1.149	1.173	1.195	1.735	2.481	2.562

Fuente: Grameen Bank, Statistical Updates, Diciembre 2009.

I.2.2. BancoSol

BancoSol, institución financiera que opera en Bolivia, tiene sus orígenes en una organización no gubernamental denominada *Acción Internacional*, de origen norteamericano, que realiza sus operaciones en América Latina desde el año 1961. En 1984, un grupo de empresarios y hombres de negocios Bolivia se pusieron en contacto con *Acción Internacional* con la idea de crear un programa orientado al desarrollo y fortalecimiento de la microempresa. Dos años más tarde, se creó una ONG bajo trámites de “joint-venture” formada por *Acción Internacional* y por estos empresarios bolivianos tan llenos de iniciativa. Dicha ONG fue constituida bajo el nombre de PRODEM².

En un primer momento, la financiación para la creación de esta ONG provenía de organismos tales como:

- Agencia de los Estados Unidos para el Desarrollo Internacional (USAID).
- Fondo Social de Emergencia Boliviano.
- Sector Privado Boliviano.
- Fundación Calmeadow.

La creación de un programa de créditos por parte de PRODEM hizo que la región se beneficiase de un incremento de fondos destinados a capital de trabajo para actividades productivas y comerciales en el sector microempresarial. Este hecho repercutió directamente en la creación de empleo y puestos de trabajo, en el incremento de la inversión y en el aumento del nivel de ingresos de este sector.

El éxito de PRODEM y su programa fue perfectamente cuantificable, llegando a cubrir la financiación de más de 45.000 microempresas y microempresarios, concediendo créditos por una cuantía global aproximada de 28 millones de dólares y con unas tasas de morosidad reducidas.

² Fundación para la Promoción y Desarrollo de la Microempresa.

CAPÍTULO 1: LAS INSTITUCIONES DE MICROFINANZAS Y EL MICROCRÉDITO

En 1992, la motivación y las intenciones emprendedoras de los administradores de la ONG hizo que se percataran del hecho de que la ésta podría convertirse en una de las IMFs ya formalizadas a nivel mundial. Por aquel entonces, era ya conocido el éxito que tuvo Grameen Bank en este sector, lo que provocó que se estudiase la posibilidad de reproducir su experiencia. Pero no sólo se reprodujo, sino que se llegó más allá.

En ese mismo año (1992), se creó BancoSol, fruto de una escisión de PRODEM y tras una labor muy productiva y de éxito durante ocho largos años. Tal y como relata Schreiner (1999), aunque PRODEM tuvo bastante éxito comparada con la mayoría de las demás organizaciones de microfinanzas, los componentes de su consejo de administración creyeron que su condición de ONG restringía la amplitud y el alcance de la organización. Esto se debía a que PRODEM no era una institución regulada y, por ello, no podía captar ahorros de sus clientes. Los administradores pensaron, también, que con un cambio de orientación y una condición lucrativa, incentivaría y atraería a la inversión privada.

Finalmente, se creó el Banco Solidario S.A., conocido como “BancoSol”, y fue el primer banco privado comercial en América Latina especializado en servicios microfinancieros y, como cualquier otro banco en Bolivia, BancoSol se encuentra, desde un punto de vista legislativo, bajo el marco regulador de la Superintendencia de Bancos e Instituciones Financieras.

Según Schreiner (1999), la sustitución parcial de donaciones por fuerzas de mercado fue un incentivo para que los socios de BancoSol, ocasionalmente, pero no siempre altruistas, se comprometieran a esforzarse y generar beneficios, con el único fin de mejorar aún más el bienestar de las personas más desfavorecidas, económicamente hablando. Desde entonces, el Banco Solidario S.A. ha ejercido un rol muy importante en la economía boliviana.

CAPÍTULO 1: LAS INSTITUCIONES DE MICROFINANZAS Y EL MICROCRÉDITO

Según lo indicado, conviene mencionar que los gerentes especializados de grandes bancos fueron reemplazando a los originarios fundadores de PRODEM, dada la creciente complejidad de la gestión de BancoSol.

En sus comienzos, BancoSol concedió sus primeros créditos bajo la modalidad de grupo solidario y garantías reales, metodología acogida y que tan buen resultado dio en Grameen Bank. Con este sistema, los clientes tenían acceso a servicios financieros que nunca podrían haber obtenido en los sistemas financieros tradicionales, evitando así que se tuviera que recurrir a prestamistas informales.

A pesar de haber adquirido el sistema de Grameen Bank, BancoSol utilizó y adaptó instrumentos y metodologías de crédito probados y diseñados especialmente para trabajar y relacionarse con clientes de un mercado y región concreta.

Consecuencia de todas estas innovaciones crediticias, un elevado número de microempresarios se incorporaron al mercado de los créditos. Sin embargo, el logro más importante fue que esta innovación demostró que los sectores de bajos ingresos, una vez que acceden al mercado de crédito, generan empleo y mejoran el nivel de vida de la región.

En la actualidad, los objetivos de BancoSol como institución financiera de gran experiencia en las microfinanzas, fortalecen el crecimiento de la economía del país, a la vez que promueve el desarrollo de los microempresarios. En este sentido, BancoSol es el claro ejemplo de que los servicios microfinancieros son rentables, siendo la primera institución bancaria privada comercial a nivel mundial especialista en la microempresa. Por otra parte, BancoSol se encuentra en una etapa de innovación de las operaciones de crédito, analizando riesgos, mejorando la administración, todo ello con el propósito de lograr incrementar la eficiencia y mejorar el nivel de servicio al cliente. Para ello, se están realizando proyectos de *credit scoring* con el fin de analizar la morosidad, devolución de créditos, cartera y segmentación de clientes. Con resultados favorables, se consigue ahorro en el tiempo dedicado

a la atención al cliente por parte de los analistas de crédito, manteniendo unos niveles de eficiencia mucho mayores a los obtenidos en el pasado.

I.2.3. Women's World Banking (WWB)

Tras la primera Conferencia Mundial de Naciones Unidas de la Mujer, celebrada en la ciudad de Méjico en 1975, un grupo de diez mujeres formularon la idea de crear el Women's World Banking (WWB). Este grupo de mujeres, procedentes de todos los continentes, hicieron realidad esta iniciativa en 1979, fecha en la que se constituyó formalmente la actual organización como una institución financiera sin fines de lucro.

Desde un primer momento, el WWB tenía como objetivo establecer una gran red internacional de valores compartidos y convertirse en proveedor de servicios financieros que tuvieran un gran impacto real en la economía mundial. En todas sus incursiones en el sistema financiero internacional, el WWB mantenía la misión de aumentar los activos de las mujeres de bajos ingresos, su participación e influencia en la economía mediante el fácil acceso a las finanzas, la información simétrica y los mercados financieros. Gran trascendencia tuvo la creación de redes de aprendizaje, así como la implantación de sistemas financieros útiles para la mayoría de las personas de rentas pequeñas, y más concretamente, para las mujeres de bajos ingresos que deseen establecer sus negocios, mejorar sus condiciones de vida, mantener bien alimentadas sus familias, educar en las mejores posibilidades a sus hijos y, primordialmente, obtener un cierto respeto en su hogar y en la comunidad en general.

La red de WWB se encuentra formada por más de 40 entidades afiliadas y otras en formación, distribuidas en numerosos países de todos los continentes. Estas organizaciones, lideradas por mujeres, suministran servicios de crédito y ahorro a más de medio millón de mujeres de bajos ingresos en todo el mundo.

Con el objetivo de facilitar el acceso de las mujeres de bajos ingresos al sistema financiero a escala mundial, el WWB se ha convertido en líder mundial en microfinanzas y en la financiación de la microempresa a través de los servicios directos de las afiliadas, las redes de aprendizaje y las alianzas con los gobiernos, bancos y asociados financieros internacionales.

I.3. MARCO JURÍDICO DE LAS MICROFINANZAS

Desde la liberación de las microfinanzas en los años 80, los Estados no han tenido un papel claramente definido en todos los países en vías de desarrollo, donde las microfinanzas, según acabamos de señalar, son de completa aplicabilidad.

Según el artículo de Lapenu (2000) sobre el Documento para Discusión N° 89 de la División de Consumo de Alimentos y Nutrición (FCND), el progreso de las IMF de los países en vías de desarrollo ha estado relacionado, en alguna medida, con la intervención estatal, y puede entenderse bajo tres tipos de modelos de asociación entre el Estado, las instituciones privadas con fines de lucro y las ONGs:

- *Modelo de Integración:* En este modelo, el Estado mantiene una fuerte presencia, estando integradas en el sector público todas aquellas innovaciones de carácter microfinanciero que puedan suceder en el sistema. La India y Vietnam son dos ejemplos de países donde predomina este modelo de asociación del Estado y el sector privado.
- *Modelo de Complementariedad:* En este caso, el Estado y el sector privado son complementarios y no se excluyen entre sí. Ambos sectores son aptos para adoptar cualquier actitud innovadora dentro del ámbito de las microfinanzas.

CAPÍTULO 1: LAS INSTITUCIONES DE MICROFINANZAS Y EL MICROCRÉDITO

- *Modelo Alternativo*: Este es el caso en el que las instituciones privadas de microfinanzas son creadas como alternativa a un deficiente papel del Estado y los mercados financieros a la hora de llegar a los pobres y a las áreas rurales.

Las características distintivas de estos tres modelos dependen únicamente del papel que jueguen el Estado, las ONGs y la banca comercial privada en el sistema financiero.

En este sentido, tenemos claro que el marco jurídico de las microfinanzas será en cada caso diferente según el país y región donde nos encontremos. En cualquier caso, el Estado debe siempre intentar consolidar un marco jurídico adecuado a las necesidades de las instituciones especializadas en ofrecer servicios de ahorro y crédito a sectores de bajos ingresos, en definitiva, tendente a permitir a las instituciones privadas desarrollarse sin ningún tipo de limitación y bajo el marco regulatorio instituido. Por otra parte, el Estado ha de mantener siempre una postura fortalecedora del sistema financiero, una vez que exista una red amplia de instituciones financieras.

El hecho de compartir las responsabilidades en un sistema financiero por parte del Estado y el sector privado, con o sin fines de lucro, es un hecho que realmente incentiva la eficiencia del sistema. Hemos de decir que todo marco jurídico ha de legislar que los bancos comerciales de carácter público y de carácter privado deben ser capaces de desarrollar programas de microfinanzas y vínculos que ayuden a desarrollar y fortalecer las organizaciones locales.

En definitiva, las entidades microfinancieras y su actividad constituyen un instrumento muy importante a la hora de desarrollar económicamente las áreas rurales de los países en desarrollo, siempre y cuando, las normas sean claras y respetadas bajo un enunciado de objetivos realistas.

Por su parte, el sistema político de un país en vías de desarrollo ha de estar en disposición de respaldar cualquier iniciativa microfinanciera, por lo que las microfinanzas ejercen una fuerte atracción para muchos sectores. Por este

y otros motivos, las microfinanzas se han convertido en un instrumento que contribuye a disminuir la pobreza, es un factor clave para la lucha contra el desempleo, facilitan la no opresión y el incremento del poder económico de la mujer, promueven el desarrollo de actividad para el mercado y complementan la expansión del sistema financiero nacional.

En cualquier caso, toda intervención del sistema político de un país ha de realizarse mediante la utilización de instrumentos que se correspondan de forma precisa con la naturaleza de los problemas que puedan surgir y que se tratan de resolver. Si esto no es así, el problema quedará sin resolver y el instrumento utilizado quedará sin efecto, con el consecuente coste en el que se pueda incurrir.

Otra característica que deben poseer los sistemas políticos es lo que González-Vega (1998) denomina “las buenas intenciones” en la legislación, referidas a intervenciones estatales tendentes a la restricción de la usura de tasas de interés, a la prohibición de entrega en garantía de ciertos activos (equipos productivos) y la creación de una central de riesgos. Sin embargo, estas medidas tomadas por el Estado no serán suficientes si, en su consecución, no se aplican las herramientas de gestión correctas, pues una combinación de las buenas intenciones con la aplicación de herramientas incorrectas produce el efecto contrario. La intervención inadecuada del Estado y el uso de instrumentos improcedentes, por muy buenas que sean las intenciones, causan, por lo general, más daño que bien.

En este sentido, el uso de las finanzas formales y tradicionales en las entidades de desarrollo que operan en los sectores de la población más desfavorecidos no conduce a buen fin al erigirse éstas como un instrumento válido para el logro de propósitos financieros muy específicos, tal y como puede apreciarse en la tabla 1.2 referente a las características generales de las microfinanzas en relación con las finanzas formales.

CAPÍTULO 1: LAS INSTITUCIONES DE MICROFINANZAS Y EL MICROCRÉDITO

Tabla I.2. *Características distintivas de las microfinanzas.*

Ámbito	Finanzas Tradicionales	Microfinanzas
Propiedad y forma de administración	<ul style="list-style-type: none"> • Beneficio maximizado por accionistas institucionales e individuales • Creación de la entidad mediante cesión de una institución regulada ya existente • Organización centralizada con sucursales en ciudades 	<ul style="list-style-type: none"> • Los accionistas son principalmente instituciones sin fines de lucro • Creación de la entidad por conversión de ONG o formación de nueva entidad • Conjunto de pequeñas unidades descentralizadas en áreas con infraestructura débil
Características del cliente	Multitud de grandes y medianas empresas, así como empleados asalariados y dispersos geográficamente	Microempresarios con reducidos ingresos y con empresas familiares en desarrollo, muy rudimentarias y sin documentación de tipo formal. Se localizan en zonas geográficas específicas
Características del producto	<ul style="list-style-type: none"> • Menos préstamos • Préstamos de gran tamaño y cuantía • Préstamos garantizados • Vencimiento a largo plazo • Morosidad estable • Bajos tipos de interés 	<ul style="list-style-type: none"> • Más préstamos • Préstamos de reducido tamaño o cuantía • Préstamos no garantizados • Vencimiento a corto plazo • Morosidad volátil • Altos tipos de interés
Metodología Crediticia	<ul style="list-style-type: none"> • Basada en garantías • Gran documentación al respecto • Menor coeficiente de mano de obra • El servicio de pago de los créditos suele atenderse mensual, trimestral o anualmente 	<ul style="list-style-type: none"> • Basadas en la reputación • Escasa documentación al respecto • Mayor coeficiente de mano de obra • El servicio de pago de los créditos suele atenderse con pagos semanales o bimensuales

Fuente: Adaptado de Progreso Económico y Social en América Latina. Informe 2001 y Consulmax Consulting Group

Observando la tabla I.2, podemos distinguir las diferencias respecto a la propiedad y a la forma de administración de las finanzas tradicionales y las microfinanzas. La estructura de propiedad de las instituciones especializadas en el microcrédito es claramente diferente de las instituciones financieras convencionales. Las entidades de las finanzas corporativas tienen accionistas institucionales que poseen una mentalidad comercial y pretenden que la entidad maximice el beneficio. Por otra parte, disponen de importantes reservas financieras que aportan un margen de capital en situaciones de crisis. Sin embargo, los propietarios mayoritarios de las instituciones de microfinanzas son las ONGs, y no dan prioridad a los objetivos de tipo económico, tales como la maximización del beneficio, sino que persiguen fines principalmente sociales.

CAPÍTULO 1: LAS INSTITUCIONES DE MICROFINANZAS Y EL MICROCRÉDITO

Hasta el momento, hemos comprendido que la regulación y marco normativo de la actividad microfinanciera ha de partir del Estado y del sistema financiero de cada nación en vías de desarrollo. Por otra parte, resulta conveniente que la actividad microfinanciera y las entidades financieras que la lleven a cabo sean supervisadas por algún organismo o institución propuesta por el Estado. En este sentido, los objetivos que han de plantearse los gobiernos deben ir orientados a:

- a) Promover cierta estabilidad macroeconómica, controlando los niveles de inflación, manteniendo el equilibrio fiscal y vigilando la estabilidad monetaria.
- b) Fijar un mercado financiero liberalizado, es decir, dejar que sea el mercado quien fije las tasas de interés y que exista una libre orientación del crédito.
- c) Crear un sistema de regulación de la actividad de intermediación financiera. En este sentido, se ha de definir la participación del Estado (Banca Estatal) y regular la participación y líneas de acción de entidades como las Cajas Rurales, Cajas Municipales, ONGs, y demás entidades de microfinanzas.
- d) Implantar un marco jurídico que garantice la libre competencia. Para ello se han de exigir requerimientos de un capital y patrimonio mínimos y se han de restringir ciertas operaciones, como por ejemplo, las cuentas corrientes, el comercio exterior, límites de crédito, etc.
- e) Otorgar a los Organismos de Supervisión Autónomos e Independientes ciertas atribuciones y competencias, tales como atribución legal para supervisar y reglamentar en todos los ámbitos, capacidad sancionadora, protección legal, etc.

Paralelamente, los objetivos y líneas de acción de los órganos de supervisión han de tener la finalidad de:

- a) Promulgar reglas de entrada a las entidades de microcrédito. Se ha de exigir un proyecto de viabilidad que demuestre la existencia

de ventajas competitivas, expectativas de rentabilidad y la posibilidad de un crecimiento autosostenido. Asimismo, han de exigir entidades con gerentes profesionales que tengan la formación y capacitación adecuada para valorar el riesgo inherente a las IMFs. También, han de reclamar sistemas de información actuales y automatizados.

- b) Comprobar que las entidades de microfinanzas poseen una estructura organizativa adaptada al ámbito donde se desarrollan. Los organismos supervisores han de comprobar que las entidades de microfinanzas, por ejemplo, ejercen actividades de entrenamiento y capacitación al personal, que controlan en todo momento el riesgo de la entidad, que establecen criterios de evaluación de la cartera de créditos acordes con las características del microcrédito, etc.

Según lo que acabamos de comentar, el cuadro 1.2 nos resume los acuerdos de la Cumbre del Microcrédito del año 2002 sobre cuales han de ser las competencias de los gobiernos y de los sistemas políticos³.

³ Estado de la Campaña de la Cumbre del Microcrédito. Informe 2002. Escrito por Sam Daley-Harris, Director de la Campaña de la Cumbre del Microcrédito.

Cuadro I.2. *Competencias de los gobiernos y sistemas políticos en microfinanzas.*

- **Promover el establecimiento, desarrollo y crecimiento de microfinanzas sustentables para la gente muy pobre de su país.**

Deben buscarse oportunidades para adoptar prácticas óptimas dentro del país o en países vecinos, con las cuales se establezcan firmemente y se motive el crecimiento de una amplia gama de instituciones microfinancieras sustentables para la gente muy pobre. Esto requerirá el uso de herramientas para medición de la pobreza efectivas y de costo razonable que sirvan para asegurar que los muy pobres no se excluyan y, en el caso de exclusión, el uso de herramientas costo-efectivas para el enfoque en la pobreza.

- **Abandonar los servicios financieros minoristas o de primer piso.**

Ofrecer servicios financieros minoristas para los pobres y más pobres no es trabajo del gobierno, sino de las ONG microfinancieras bien administradas, grupos de base para el crédito y ahorro, cooperativas, IMF reguladas y aquellos bancos comerciales comprometidos a servir a clientes muy pobres. Hay muchas posibilidades para la ineficiencia, el crédito subsidiado y el desarrollo de sistemas insostenibles cuando los gobiernos administran los programas de préstamo. Una vez que eso ocurre, incluso los programas buenos administrados por IMF eficientes se pueden ver amenazados.

- **Crear y hacer posible un ambiente que permita el desarrollo de una amplia variedad de instituciones, que apoye las prácticas óptimas y el desempeño sólido, y que no requiera regularse a menos que el programa acepte ahorros del público en general.**
- **Crear un fondo autónomo para el microcrédito en su país usando como punto de referencia una institución como la PKSF en Bangladesh.**

Fuente: Cumbre del Microcrédito 2002.

I.4. LAS INSTITUCIONES DE MICROFINANZAS

En los dos epígrafes anteriores de este capítulo, analizamos el origen de las microfinanzas y de las instituciones que actúan dentro de esta disciplina, así como se proponen una serie de competencias que los gobiernos y sistemas políticos han de llevar a cabo para que la actividad microfinanciera cumpla sus

objetivos con éxito. Una vez realizada esta labor, nos centramos en ciertos aspectos de relativa importancia de estas entidades o instituciones, como puedan ser, las funciones de tipo económico y social que desempeñan, su tipología y las metodologías utilizadas a la hora de conceder créditos.

I.4.1. Función económica y social

Las Instituciones de Microfinanzas son entidades cuyo principal objetivo es conseguir que personas y microempresarios de escasos recursos se habitúen en el uso y manejo del dinero, a la vez que en el acceso a los servicios financieros que les permitan iniciar un negocio para, posteriormente, obtener una rentabilidad periódica del mismo. Con este fin, conceden microcréditos, que como veremos más adelante, son préstamos que compatibilizan características financieras y características de tipo social.

Siguiendo a Lacalle (2002), podemos establecer una serie de características o rasgos comunes de las IMFs, en comparación con las instituciones financieras tradicionales, que denotan y describen con certeza cuál es su función económica y social:

- a) Enfoque hacia personas de escasos recursos financieros.

Éste es el rasgo o característica común de todas las entidades y programas de microfinanzas ya que el objetivo último y principal de las microfinanzas es el de reducir los niveles de pobreza de las zonas en vías de desarrollo, mejorando y atendiendo las necesidades financieras existentes.

- b) Conocimiento del mercado que atienden.

Ya hemos visto anteriormente, que los clientes de las IMFs son personas, que a pesar de tener cierta capacidad empresarial, se encuentran en situaciones de precariedad y en consecuencia, no pueden acceder a los servicios financieros de la banca tradicional. En este sentido, las entidades

CAPÍTULO 1: LAS INSTITUCIONES DE MICROFINANZAS Y EL MICROCRÉDITO

encargadas de las microfinanzas han de conocer, detalladamente, las necesidades, preferencias y limitaciones de sus clientes. Han de saber que los principales motivos por los cuales estos individuos solicitan un crédito son: iniciar una microempresa para obtener una pequeña fuente de ingresos, satisfacer todas las necesidades de tipo familiar y social y responder en los momentos de crisis más acentuados.

Fruto de este conocimiento, las IMF's comprenderán perfectamente cuáles son las limitaciones de sus clientes y, es por ello, por lo que los créditos se conceden bajo condiciones de:

- Préstamo sin garantías reales colaterales.
- Transacciones simples y sencillas debido al analfabetismo de la población.
- Lugar de transacción cercano a los hogares o donde se desarrollan los negocios.
- Procedimientos ágiles y flexibles de evaluación del crédito.

c) Evaluación del riesgo.

Con frecuencia, las entidades de microfinanzas evalúan el riesgo crediticio de conceder un préstamo a un determinado cliente. En el presente trabajo de investigación proponemos un modelo de calificación crediticia mediante la utilización de técnicas estadísticas, elaborado para complementar y reforzar las opiniones de los analistas de crédito.

Pensamos que la elaboración y uso de un modelo de *credit scoring* para las microfinanzas, al completar la opinión de los analistas de crédito, reducirá considerablemente los costes en los que pueda incurrir la organización.

d) Reducción de los costes.

Tal y como acabamos de comentar, uno de los objetivos de las entidades de microcrédito es la reducción del coste. Hay que tener en cuenta que la estructura administrativa de estas instituciones es de gran simplicidad. El

objetivo de la reducción del coste administrativo es una cuestión que se plantea intentando que sean proporcionales al reducido tamaño de los préstamos.

e) Autosuficiencia financiera.

Esta es una característica de las IMF's que hacen que la entidad sea viable a medio y largo plazo. La autosuficiencia hay que entenderla en términos de futuro, tratando de captar una mayor cantidad de clientes con el paso del tiempo.

Según interpreta Lacalle (2002), *“Una institución es financieramente autosuficiente cuando, a través de sus ingresos, cubre no solo los costes de funcionamiento, sino también todos los costes financieros del capital. Por tanto, una operación de crédito es autosuficiente en términos financieros cuando cubre los costes de operación, el coste de los fondos (incluyendo el de oportunidad), las provisiones para incobrables y el coste de la inflación. Si además se quiere asegurar el crecimiento futuro de la institución, será necesario también incluir un margen que asegure dicho crecimiento. Todo ello, en ocasiones, llevará a la imposición de tipos de interés superiores a los del mercado”*.

La fijación de los tipos de interés del microcrédito suscita con frecuencia un gran interés a la vez que cierta polémica. En virtud de las características de este tipo de préstamos, los tipos de interés vienen a ser relativamente superiores a los establecidos por las entidades financieras comerciales para el crédito bancario, aunque más bajos que los aplicados por los intermediarios de las financieras informales o prestamistas usureros.

f) Escala

Nos referimos al tamaño que las IMF's han de tener para llegar cada vez a un número mayor de prestatarios interesados en la creación de un pequeño negocio. Esta característica cobra especial importancia dado el elevado

número de microempresarios que no tienen acceso a los servicios financieros que ofrecen las entidades financieras formales.

g) Importancia del ahorro

El ahorro, entendido como la captación de recursos de los clientes, constituye uno de los aspectos más importantes en la formalización de las IMFs, dado que es necesaria la prestación de servicios relacionados con el ahorro para lograr un crecimiento realmente acelerado (Berry (2003). En numerosos estudios se ha demostrado que las entidades de microfinanzas cumplen, antes y mejor, con sus objetivos manteniendo una relación estrecha entre las actividades de crédito y las actividades de ahorro, disminuyendo, así, la fuerte dependencia a las donaciones y subsidios necesarios para la supervivencia de la organización.

Sin embargo, hay que tener en cuenta las repercusiones que existen en aquellos casos en los que las IMFs desarrollan programas de captación de ahorro de sus clientes, y es que en estos casos, la entidad financiera correspondiente se ve obligada a transformar su forma societaria para pertenecer al sector de las instituciones financieras formales, por lo que tendría que acogerse al marco legal y normativo dictado por el sistema financiero correspondiente.

I.4.2. Clasificación

Podemos destacar dos grandes grupos a la hora de establecer una clasificación de las IMFs. Por una parte, las Organizaciones no Gubernamentales (ONGs), y de otra, las instituciones financieras, pudiendo ser éstas o bien, entidades especializadas en microcréditos, o bien, los bancos comerciales.

Las Organizaciones no Gubernamentales (ONGs), son entidades sin fines de lucro especializadas en el microcrédito y establecidas con el único

propósito de proporcionar servicios de microfinanzas. A pesar de existir distintas formas de ONGs, dependiendo de la misión, objetivos, forma de gestión y origen de los fondos, la característica común que identifica a todas ellas es la gestión y utilización del microcrédito como herramienta para hacer accesible el capital financiero a las personas más pobres y con la intención de disminuir los índices de pobreza de todo el mundo (Conde, 2000). De este modo, las ONGs acaban por dedicarse, casi al completo, a las operaciones de crédito y al servicio financiero en virtud de la demanda existente al respecto. En los últimos años, algunas ONGs dedicadas a microfinanzas disponen de un grado suficiente de eficiencia y rentabilidad como para pasar parte de sus operaciones, o todas ellas, a una institución financiera autorizada especializada en microfinanzas.

Las *instituciones financieras*, suelen ser entidades especializadas y orientadas al microcrédito. Estas instituciones, habitualmente, proceden de las ONGs ya formalizadas y adoptan la forma societaria de instituciones financieras graduadas. Por otra parte, pueden adoptar formas de cooperativas de crédito o bien, constituirse como instituciones financieras filiales de un banco comercial. Debemos mencionar que, aunque los bancos comerciales no estén especializados en el microcrédito, son instituciones que están perfectamente capacitadas para desempeñar cualquier labor que incumba al ámbito de las microfinanzas.

A continuación, realizamos un breve resumen de algunos de los tipos de Instituciones de microfinanzas, haciendo mención a sus características, así como a los puntos fuertes y débiles a la hora de desarrollar su labor microfinanciera.

I.4.2.1. Organizaciones No Gubernamentales (ONGs)

De la multitud de conceptos que podemos encontrar sobre ONGs, una de las más completas que, a nuestro entender, podemos encontrar corresponde a Zabala (1994), el cual señala que: “*las ONGs son*

CAPÍTULO 1: LAS INSTITUCIONES DE MICROFINANZAS Y EL MICROCRÉDITO

organizaciones de carácter social, independientes y autónomas, jurídicamente fundadas y que actúan sin finalidad de lucro. Su acción se orienta hacia la cooperación al desarrollo y hacia la búsqueda de acuerdos de ayudas entre gobiernos con el objetivo de provocar la solidaridad y promover el desarrollo en los pueblos y sociedades del Tercer Mundo. Su acción busca la canalización de recursos públicos y privados para llevar a cabo proyectos de desarrollo autónomos en los países subdesarrollados. Esta acción sobre el terreno se complementa con las actividades de sensibilización y educación para el desarrollo y con las actividades de presión política entre los gobiernos y los organismos”.

- Características

De acuerdo con Lacalle (2002), las características comunes que presentan las ONGs son las siguientes:

- a) Son asociaciones sin fines de lucro.
- b) Pueden formalizarse jurídicamente como asociaciones o como fundaciones.
- c) Su principal finalidad es la compensación social y la promoción económica.
- d) No están sujetas a la gestión financiera del Estado ni a la regulación de las entidades financieras formales.
- e) No generan ni distribuyen beneficios, pero sí pueden realizar transacciones comerciales.
- f) Pueden conceder préstamos a sus beneficiarios como cualquier particular.
- g) Carecen de capital riesgo, y su capital patrimonial está formado básicamente por: donaciones acumuladas, pequeños depósitos subordinados de los socios, inversiones de organizaciones sin fines de lucro y organismos internacionales, pequeñas inversiones de particulares con fines sociales, superávit obtenido, etc.

CAPÍTULO 1: LAS INSTITUCIONES DE MICROFINANZAS Y EL MICROCRÉDITO

- Puntos fuertes y puntos débiles de su actividad microfinanciera

Como puntos fuertes podemos destacar:

- Son las precursoras de las metodologías microfinancieras de mayor éxito en el mundo.
- Son organizaciones que se encuentran muy cercanas a la población, con lo que los proyectos a realizar se adecuarán bastante a las necesidades de la misma, y tendrán un efecto inmediato, dada la inexistencia de intermediarios burocráticos.
- Con la concesión de préstamos de reducida cuantía, se conseguirá un mayor alcance sobre la población más pobre.
- Especialización en un determinado sector de la población.

Como puntos débiles:

- No son organizaciones con un objetivo destacado de crecimiento.
- Programas meramente asistenciales, sin ningún otro tipo de expectativas.
- Ausencia de una estructura de propiedad claramente definida.
- Limitación a la hora de captar ahorros del público.

I.4.2.2. Instituciones financieras graduadas

Son instituciones financieras formales que proceden de ONGs y que han conseguido un determinado grado de autosuficiencia financiera. Estas instituciones armonizan objetivos financieros con objetivos de tipo social, aunque no dejan de tener por misión principal el acceso a los servicios financieros de la mayor parte de la población de escasos recursos.

- Puntos fuertes y puntos débiles de su actividad microfinanciera

CAPÍTULO 1: LAS INSTITUCIONES DE MICROFINANZAS Y EL MICROCRÉDITO

Puntos fuertes:

- Incremento de las posibilidades de crecimiento que lleva consigo la transformación de ONG hacia una institución financiera formalizada.
- Pueden acceder a los mercados financieros y captar ahorros del público.

Puntos débiles:

- Regulación de las autoridades financieras competentes, lo que lleva a tener que mantener ciertos niveles de exigencia en base a muchos factores financieros que tratan de estabilizar el sistema financiero.
- Riesgo de desaparición del carácter social de la organización dependiendo de la estructura de propiedad de la organización y los valores de los socios.

I.4.2.3. Cooperativas de ahorro y crédito

Según explican Arzbach *et al* (2005), la necesidad de incrementar los esfuerzos por mantener sanos, sólidos y solventes los sistemas financieros latinoamericanos requiere de la intervención, no solo de la banca tradicional, sino también de otros intermediarios financieros como son las cooperativas de ahorro y crédito dedicadas a la misma actividad.

Por su parte, según define Lacalle (2002), las cooperativas de ahorro y crédito son *instituciones financieras cuyo objeto social es servir a las necesidades financieras de sus socios mediante el ejercicio de las actividades propias de las entidades de crédito, siendo el número de socios ilimitado y alcanzando la responsabilidad de los mismos por las deudas sociales sólo al valor de sus aportaciones.*

CAPÍTULO 1: LAS INSTITUCIONES DE MICROFINANZAS Y EL MICROCRÉDITO

Teniendo en cuenta la naturaleza de las cooperativas de crédito distinguimos una doble vertiente respecto a sus características. De una parte, al ser sociedades cooperativas, se rigen bajo ciertos principios y acuerdos de cooperación y, por otra, son entidades de depósito e instituciones financieras que proporcionan servicios financieros de ahorro y crédito.

- Puntos fuertes y puntos débiles de su actividad microfinanciera

Como puntos fuertes destacamos:

- Son entidades que no dependen de subvenciones ni subsidios externos, sino que son financiadas por el ahorro de los socios.
- Los recursos para créditos son aplicados internamente en la cooperativa.
- Relación estrecha de la cooperativa de crédito con los clientes, disponiendo de información muy precisa de los mismos.
- La elección de los miembros de las cooperativas se realiza mediante la consideración de vínculos comunes, hecho que hace que se reduzca el riesgo de crédito.
- Estas entidades cooperan y se ayudan entre ellas.

Como puntos débiles:

- Hay una cierta tendencia a cerrar el grupo de propietarios, con lo que se produce un estancamiento en el crecimiento.
- Son muy tradicionales en la forma de operar y muy reservados a la hora de captar financiación. Ello incide, nuevamente, en la idea de que no pretenden el crecimiento de la organización.

Para concluir, Lucano y Taborga (1998) establecen un cuadro comparativo relativo a la tipología de las IMFs en América Latina, y que recogemos en la tabla I.3. A pesar de que aún numerosos microempresarios de América Latina no tienen acceso a los servicios financieros, las IMFs están desarrollando programas de expansión con la intención de incrementar la

cobertura de dichos servicios financieros, desde organizaciones sin fines de lucro de tamaño reducido, hasta bancos comerciales en general. Sin embargo, todas ellas difieren en aspectos concretos, en su forma de constitución, tipo de clientes, estrategias, servicios, formas de financiación, etc.

I.4.3. Metodología y operativa

Desde una perspectiva global, las metodologías del crédito en las microfinanzas pueden agruparse, en modelos de crédito individuales y modelos de crédito de grupos. Las instituciones de microfinanzas pueden adoptar y especializarse en una técnica en concreto o en cualquiera en general. En cualquier caso, todas las metodologías utilizadas en microfinanzas intentan simplificar los procedimientos a seguir y resolver, en parte, el hecho de la ausencia de garantías de los microempresarios.

En la práctica, la concesión de un crédito por las IMFs a individuos, depende principalmente de técnicas basadas en la reputación, o lo que también se conoce como solvencia moral. Sin embargo, la mayoría de las organizaciones de microfinanzas utilizan alguna forma de préstamos concedidos a grupos, y que vemos a continuación.

I.4.3.1. Grupos solidarios

- **Concepto**

Metodología financiera que consiste en que un grupo de entre cinco y ocho microempresarios, relacionados por un vínculo común (de tipo familiar, vecinal o de cercanía), se unen con el fin de acceder a un crédito. El grupo constituye una garantía solidaria sobre el crédito. Los créditos se diseñan en base al tamaño, finalidad y términos que más se adapten al grupo con el fin de atender de una forma más concentrada al conjunto de clientes.

CAPÍTULO 1: LAS INSTITUCIONES DE MICROFINANZAS Y EL MICROCRÉDITO

Tabla 1.3. *Tipología de las Entidades de Microfinanzas.*

	Instituciones financieras multipropósito	Instituciones financieras especializadas	Organizaciones no gubernamentales especializadas	Organizaciones no gubernamentales en general
Estrategia / Propósito de las actividades	Nuevo mercado; imagen; filantropía	Impacto social; crecimiento, beneficios	Impacto social; sostenibilidad; beneficios	Impacto social; sostenibilidad; beneficios
Forma legal	Bancos, compañías financieras y cooperativas	Bancos, compañías financieras	Fundaciones; asociaciones	Fundaciones; asociaciones
Clientes	Varios; pequeñas empresas y microempresas con participación en el portafolio	Pequeñas empresas y microempresas	Microempresas	Microempresas
Servicios	Varios segmentos focalizados del mercado; crédito individual; ahorros	Crédito individual; crédito a grupos; oferta limitada de leasing, factoring, etc.; ahorros	Crédito individual; préstamos solidarios; banca municipal	Crédito individual; préstamos solidarios; banca municipal
Fuentes de financiación	Ahorros; acciones; bonos; préstamos comerciales	Ahorros; acciones; préstamos comerciales	Préstamos comerciales y préstamos blandos; garantías; donaciones	Donaciones; créditos blandos; garantías
Ejemplos	Banco solidario (Ecuador); Financiera familiar ((Paraguay); Cop. Fucac (Uruguay); Multicredit Bank (Panamá)	Fin. Calpia (El Salvador); Bancosol (Bolivia) Cajas Los Andes (Bolivia); FinSol (Honduras); FinAmérica (Colombia); Edýficar (Perú); Banco Ademí (R. Dominicana)	WWB (Colombia); FED (Ecuador); Acodep (Nicaragua); ADRI (Costa Rica)	Fundasol (Uruguay); Fundación Carvajal (Colombia); Fundación Cesap (Venezuela)

Fuente: Adaptado de Lucano y Taborga (1998).

- Características

De acuerdo con Berenbach y Guzmán (1993), las principales características que distinguen a la metodología de los grupos solidarios son las siguientes:

- a) Están basados en una garantía mutua. Todos los miembros del grupo responderán de forma mutua y solidaria respecto a la devolución y cancelación del crédito. Esto quiere decir, que si alguno de los miembros falla en la devolución del préstamo, el resto de miembros deberá de hacerse cargo del reembolso del mismo.
- b) Todo cliente del microcrédito deberá demostrar capacidad para emprender un negocio o algún tipo de actividad económica.
- c) Importante reducción de costes. El coste de administración y de la operación se disminuye tantas veces como miembros tenga el grupo, pues el coste es único para cualquier miembro del grupo.
- d) Operatividad descentralizada. Cada sucursal de crédito podrá tomar sus propias decisiones sin tener, por ello, que consultar con los servicios centrales, hecho que influye directamente en la reducción de costes administrativos.
- e) Es una metodología que se ajusta de la mejor forma a las necesidades de los prestatarios teniendo en cuenta sus preferencias.
- f) Los grupos solidarios están formados principalmente por mujeres. En la mayoría de las culturas las mujeres se suelen reunir para afrontar cualquier situación de crisis.

I.4.3.2. Uniones de crédito

- Concepto

Se trata de la metodología que, por lo general, utilizan las cooperativas de crédito. Consiste en que un grupo de personas que se unen voluntariamente (normalmente bajo la consideración de un vínculo) para mejorar su acceso a los servicios financieros.

- Características

- a) Con esta metodología se proporcionan servicios de ahorro y crédito, de forma individual, a los miembros de la cooperativa.
- b) Los miembros han de mantener una cuenta de ahorro para poder optar al crédito en cualquier momento. El ahorro se usa pues, como garantía del crédito concedido.
- c) Las operaciones microfinancieras se ejecutan sin ningún tipo de capacitación, asistencia técnica o cualquier otro tipo de servicios que apoyen a la empresa.
- d) Los microcréditos concedidos están destinados a cubrir cualquier necesidad de los miembros de las cooperativas de créditos.

I.4.3.3. Bancos comunales

- Concepto

Metodología creada por el Fundador de la IMF FINCA Internacional, que ofrece servicios de crédito y ahorro y es gestionada en grupo.

Un banco comunal es un grupo de entre 30 y 50 personas de la misma comunidad, normalmente mujeres, que se unen con el fin de garantizarse entre ellas los créditos recibidos. Se forma entonces un “pequeño banco local” organizado por la IMF, que también se encarga de prestar la formación adecuada a los miembros de la comunidad. Por lo general, la entidad microfinanciera concede un único préstamo al grupo, el cual ya lo distribuye entre sus miembros. Posteriormente, el grupo cobra a los miembros y realiza un pago combinado a la IMF, procedimiento que podemos observar en la figura I.1.

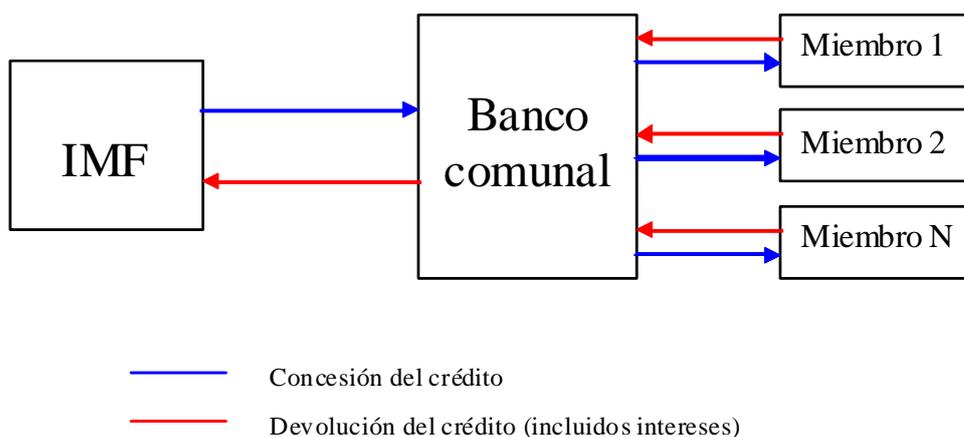


Figura I.1. Funcionamiento de los bancos comunales.

Fuente: Elaboración propia.

- Características

- Al igual que los grupos solidarios, los bancos comunales se basan en garantías mutuas y solidarias.
- El motivo más usual en la concesión de un crédito es la adquisición de capital trabajo a corto plazo. Esto quiere decir, que el microempresario potencial ha de tener capacidad para desarrollar una actividad económica con la que generar una futura fuente de ingresos.

- c) Se busca la autosuficiencia financiera al igual que en los grupos solidarios.
- d) La metodología se ajusta a las necesidades de los prestatarios y tiene en cuenta sus preferencias.
- e) Están compuestos mayoritariamente por mujeres.

I.4.3.4. Préstamos individuales

Es la metodología más sencilla, a la vez que la más común. Como su propio nombre indica, el préstamo es solicitado por una sola persona y la petición se basa en las necesidades que la misma pueda tener. El prestatario es el único responsable frente a la institución en el momento de la devolución del montante del crédito y de los intereses.

La principal ventaja de los préstamos individuales es que se pueden adaptar a la capacidad de pago y a las características del cliente. La variedad de plazos y cuantías depende de las características del prestatario, del prestamista y de la situación socio-económica del país o región en cuestión.

I.5. EL MICROCRÉDITO

Según lo indicado, podemos afirmar que los microcréditos se constituyen como un instrumento efectivo y cada vez más utilizado en los programas para la erradicación de la pobreza. En este sentido, tal y como refiere Mena (2004), la Conferencia de las Naciones Unidas para el Comercio y el Desarrollo (UNCTAD) estima que existe actualmente en el mundo 7.000 instituciones dedicadas a las microfinanzas (IMFs) que conceden microcréditos a 8 millones de personas por un monto total de 7 mil millones de dólares. Sin embargo, el

número de usuarios potenciales de este tipo de servicios financieros se calcula en alrededor de 500 millones, con una demanda total de crédito de 300 mil millones de dólares.

Durante la Cumbre del Microcrédito celebrada en Washington en febrero de 1997, más de 2.900 representantes de 137 países lanzaron una campaña con el objetivo de alcanzar en nueve años, con esta forma de préstamo, a las 100 millones de familias más pobres del mundo. Una nueva cumbre se celebró recientemente en Nueva York, donde se reunieron 3.000 delegados de 140 países (véase al respecto www.microcreditsummit.org). En la actualidad, estos objetivos se van consiguiendo y planteándose aún, otros más ambiciosos. Se estima que para el año 2015 se reducirá la pobreza absoluta a la mitad, puesto que hasta un 5% de los hogares que participan en programas de microcrédito, mediante préstamos, pueden sacar a sus familias de la pobreza cada año.

I.5.1. Concepto

En palabras de Lacalle (2002), *“los microcréditos son un instrumento de financiación para el desarrollo, cuyo objetivo final es la reducción de la pobreza en el mundo. Ahora bien, no todas las organizaciones ni entidades que trabajen en este campo definen el concepto de la misma manera. Alguno de los criterios utilizados suelen ser el tamaño de los préstamos, el uso de los fondos o los sujetos del préstamo”*.

La definición que se dio al microcrédito en la Cumbre del Microcrédito celebrada en Washington en 1997, considera que *“los microcréditos son programas de concesión de pequeños créditos a los más necesitados de entre los pobres para que éstos puedan poner en marcha pequeños negocios que generen ingresos con los que mejorar su nivel de vida y el de sus familias”*.

Según Fernández (2003), el microcrédito se define como *“todo crédito concedido a un prestatario, sea persona natural o jurídica, o a un grupo de prestatarios con garantía solidaria, destinado a financiar actividades en*

pequeña escala, de producción, comercialización o servicios, cuya fuente principal de pago la constituye el producto de las ventas o ingresos generados por dichas actividades, adecuadamente verificados por la institución del sistema financiero prestamista”.

En la enciclopedia libre de Wikipedia⁴, los microcréditos se definen como pequeños préstamos realizados a prestatarios pobres que no pueden acceder a los préstamos que otorga un banco tradicional. Además, se indica que los microcréditos posibilitan, especialmente en países en vías de desarrollo, que muchas personas sin recursos puedan financiar proyectos laborales por su cuenta que les generan unos ingresos. El microcrédito es la parte esencial del campo de la microfinanciación, dentro del que se encuentran otros servicios tales como los microseguros, ahorros u otros.

Por su parte, Martins *et al* (2002) conceptualiza al microcrédito como un pequeño crédito otorgado a gran escala por una entidad financiera a personas físicas o jurídicas cuya principal fuente de ingresos son las ventas de bienes y servicios realizados en actividades empresariales de producción.

Para concluir el apartado conceptual del microcrédito, en el cuadro I.3, recogemos lo que Rosales (2002) refiere como una comparativa de la normativa de algunos países latinoamericanos a la hora de definir el microcrédito en textos de su normativa vigente.

Como puede apreciarse, todas las definiciones recogidas de la literatura especializada contienen una serie de elementos comunes relativos a las características que definen la función económica y social del microcrédito. En lo que sigue, procedemos a comentar con algo de más detenimiento dichas características.

⁴ <http://es.wikipedia.org/wiki/Wikipedia:Portada>

CAPÍTULO 1: LAS INSTITUCIONES DE MICROFINANZAS Y EL MICROCRÉDITO

Cuadro I.3. *Definiciones de microcrédito en textos normativos.*

Bolivia

En el Manual de Recopilación de Normas de la Superintendencia de Bancos y Entidades Financieras-SBEF (Título V, Capítulos II y III) se define como “microcrédito” al crédito concedido a un prestatario, sea persona natural o jurídica, o a un grupo de prestatarios con garantía mancomunada o solidaria, destinado a financiar actividades en pequeña escala, de producción, comercialización o servicios, cuya fuente principal de pago la constituye el producto de las ventas e ingresos generados por dichas actividades, adecuadamente acreditados. Se establece que la aprobación de estos créditos debe estar “respaldada por una verificación y análisis de la situación financiera del (los) prestatario (s) que demuestre su capacidad de pago, considerando las posibilidades reales de honramiento de la garantía solidaria y mancomunada asumida, ante la eventualidad de mora o falencia de uno o más de sus codeudores. Dicho análisis incluirá, necesariamente, la consulta a la Central de Información de Riesgos de la SBEF y otras fuentes de información crediticia”.

Colombia

La Circular Externa 050 de Octubre del 2001 de la Superintendencia Bancaria señala que “Cada entidad vigilada deberá clasificar como microcrédito el conjunto de operaciones activas de crédito otorgadas a microempresas cuyo saldo de endeudamiento con la respectiva entidad no supera veinticinco (25) salarios mínimos legales mensuales vigentes. Por microempresa se entiende toda unidad de explotación económica, realizada por persona natural o jurídica, en actividades empresariales, agropecuarias, industriales, comerciales o de servicios, rural o urbana, cuya planta de personal no supere diez (10) trabajadores y sus activos totales sean inferiores a quinientos un (501) salarios mínimos legales mensuales vigentes”.

Nicaragua

La Norma Prudencial sobre Evaluación y Clasificación de Activos emitida por la Superintendencia de Bancos y de Otras Instituciones Financieras, establece en su artículo 8, inciso e): “Microcréditos - Son aquellos créditos otorgados a personas naturales o jurídicas destinados para la iniciación, mejora o continuidad de actividades empresariales de reducida dimensión por montos pequeños y estructurados con pagos diarios, semanales, quincenales o mensuales”.

Perú

En el Reglamento para la Evaluación y Clasificación del Deudor y la Exigencia de Provisiones (Capítulo 1, Sección 1.2) de la Superintendencia de Banca y Seguros, se estipula que “los créditos MES son aquellos financiamientos directos e indirectos otorgados a personas naturales o jurídicas destinados al financiamiento de actividades de producción, comercio y prestación de servicios, cuyos activos, sin considerar bienes inmuebles, no deberían ser superiores a los US\$20.000 y su endeudamiento total con el sistema no debería exceder a dicha suma. Se incluyen entre los créditos MES los otorgados a través de tarjetas de crédito, leasing y otras formas de financiamiento. Cuando se trate de personas naturales éstas deben tener como fuente principal de ingresos la actividad empresarial, no pudiendo ser consideradas en esta categoría las personas cuya principal fuente de ingresos sea el trabajo asalariado”.

Fuente: Rosales, R. (2002).

I.5.2. Función económica y social

El objetivo fundamental por el cual nacieron los microcréditos fue el de reducir, en la medida de lo posible, los niveles de pobreza de las zonas en vías de desarrollo.

CAPÍTULO 1: LAS INSTITUCIONES DE MICROFINANZAS Y EL MICROCRÉDITO

Este objetivo fundamental hemos de entenderlo desde la necesidad que tienen las personas más pobres de solicitar un crédito para prosperar. Los habitantes de las regiones más subdesarrolladas pueden solicitar un microcrédito o un pequeño préstamo por los siguientes motivos:

- Crear un pequeño negocio en caso de que el cliente no disponga de uno propio.
- Financiar actividades propias de la microempresa, es decir, la financiación de materias primas para la elaboración de productos terminados.
- Realizar pequeñas inversiones de activo fijo en la microempresa. Por ejemplo, la adquisición de un torno para la fabricación de productos de artesanía.
- Reparaciones o mejoras de la vivienda familiar.
- Atender los costes procedentes de ciertas obligaciones que puedan sucederse en el seno familiar.
- Hacer frente a situaciones adversas extraordinarias como puede ser cualquier tipo de catástrofe natural.

Los clientes de las instituciones de microcrédito son diferentes a los de las instituciones financieras tradicionales. Normalmente, los prestatarios en microfinanzas son microempresarios que disponen de unos ingresos bajos, obtenidos mediante la explotación de negocios familiares de carácter tosco y rudimentario. Al disponer la IMF de una información crediticia pobre y poco desarrollada de los prestatarios, la medición del riesgo de impago en el microcrédito se hace severamente más difícil que la medición del riesgo de impago en las entidades bancarias.

Las características generales que presenta el microcrédito, a partir de las cuales podemos entender sus funciones económicas y sociales, en comparación con el crédito convencional ofrecido por las grandes corporaciones bancarias (tabla I.4), son las siguientes:

Tabla I.4. *Características del microcrédito frente al crédito convencional.*

	Crédito convencional	Microcrédito
Características del producto	<ul style="list-style-type: none"> • Menos préstamos • Préstamos de gran tamaño y cuantía • Préstamos garantizados • Vencimiento a largo plazo • Morosidad estable • Bajos tipos de interés 	<ul style="list-style-type: none"> • Más préstamos • Préstamos de reducido tamaño o cuantía • Préstamos no garantizados • Vencimiento a corto plazo • Morosidad volátil • Altos tipos de interés
Características del cliente	<p>Diversos tipos de empresas formales y empleados asalariados</p> <p>Clientes dispersos geográficamente</p>	<p>Empresarios de bajos ingresos con empresas familiares rudimentarias y con limitada documentación formal</p> <p>Localizados en áreas geográficas específicas</p>
Metodologías de préstamo	<p>Colateral y documentación formal</p> <p>Pagos mensuales</p>	<p>Análisis del deudor y del flujo de caja con inspección en el sitio</p> <p>Pagos semanales, bisemanales o mensuales</p>

Fuente: Adaptado de Jansson y Wenner (1997) y Rock y Otero (1996).

- a) *Créditos de reducida cuantía.* Como aspecto más importante, el crédito que ofrecen las instituciones especializadas en microcréditos, es muy distinto a los créditos que puedan ser concedidos por cualquier entidad bancaria. En general, tal y como su propio nombre indica, el microcrédito sustenta unos importes efectivos de cuantía muy reducida.
- b) *Créditos a muy corto plazo.* Los microcréditos, en su mayoría, son concedidos a un plazo inferior al año natural. La frecuencia de las cuotas del reembolso del préstamo suelen ser mensuales e, incluso, semanales.
- c) *Plazos para el reembolso y cantidades de reembolso reducidas.* Partiendo de la base de que la cuantía del préstamo es reducida, los desembolsos periódicos que puedan tener lugar, también serán reducidos. La devolución del capital más los intereses suelen periodificarse en cortos períodos de tiempo, normalmente semanales o mensuales.
- d) *Préstamos no garantizados.* La concesión del microcrédito se basa principalmente en la reputación del cliente así como del conocimiento que tenga del mismo el analista de crédito a través de un trato cotidiano

y periódico. En raras ocasiones se exigen garantías reales de pago al cliente.

- e) *El tipo de actividades que se ponen en marcha con estos pequeños créditos son las microempresas o micronegocios.* Ya hemos comentado, que los microcréditos están dirigidos a los sectores de la población con mayores necesidades primarias no cubiertas con la finalidad de que, esos habitantes, pongan en marcha pequeños negocios que, por una parte, alivien la economía de la familia, y por otra, favorezca y mejore el desarrollo, la actividad y situación socio-económica de la región en la que se encuentran.
- f) *Destinados a la inversión en circulante.* El destino de los microcréditos normalmente suele ser diferente al de los créditos de las grandes entidades financieras, puesto que los primeros suelen estar vinculados a inversiones en activos circulantes y capital de trabajo, mientras que los segundos suelen destinarse a activos fijos o inmovilizados.
- g) *Riesgo elevado.* El riesgo que soporta el microcrédito tiene una doble vertiente; por una parte, al ser los microcréditos préstamos más fraccionados, el riesgo es menor, pero por otra, al tener una rotación elevada, el riesgo crecerá paulatinamente. Sin embargo, el riesgo asociado a los microcréditos es mayor, con lo que las tasas de morosidad suelen ser más oscilantes y presentar una mayor volatilidad.
- h) *Tipos de interés más elevados.* Esta es una de las principales críticas que se le han realizado, desde sus orígenes, al microcrédito. Las entidades de microfinanzas, con el objetivo de cubrir costes, han tenido que fijar tipos de interés ligeramente superiores a las tasas vinculadas a los créditos de las grandes entidades bancarias. El hecho de prestar dinero a un microempresario supone unos costes elevados debido a aspectos como el reducido tamaño del nominal de cada préstamo, de la gestión formalizada de los créditos, de la formación y promoción de los prestatarios, etc. No obstante, a pesar de fijarse unos tipos de interés

superiores a los de la banca comercial, éstos siempre serán inferiores a los intereses exigidos por los prestamistas particulares e ilícitos, que pueden llegar a cobrar a sus clientes hasta tasas del 10 al 20 por ciento diario.

- i) El público objetivo al que se dirigen las IMFs para ofertar sus préstamos son diferentes de los de las entidades bancarias convencionales. Habitualmente, son empresarios de bajos ingresos con negocios familiares escasamente desarrollados desde un punto de vista tecnológico y con una documentación formal muy limitada. A este respecto, los clientes de las IMFs son considerados prestatarios de alto riesgo.

- j) La metodología de préstamo del microcrédito difiere de los procedimientos que utilizan las entidades bancarias para evaluar la conveniencia de aceptación o rechazo de un crédito convencional. En el análisis de concesión de un microcrédito prevalece la reputación o solvencia moral y el flujo de caja sobre las garantías reales y la documentación formal de la empresa.

Resumiendo, las características que acabamos de señalar provocan el escaso atractivo de la banca comercial por este tipo de créditos u operaciones, dado que éstas tienen un alto coste y una baja rentabilidad.

1.5.3. Tipología

La tipología del microcrédito expuesta en esta sección no se basa en sus características tales como cuantía, plazos de devolución o reembolso, garantías, etc., sino en la función que el microcrédito desempeña en la microempresa receptora del mismo. Por este motivo, conviene dedicar unas líneas a definir los tipos de microempresa pues, como veremos, la relación con el tipo de microcrédito es directa.

CAPÍTULO 1: LAS INSTITUCIONES DE MICROFINANZAS Y EL MICROCRÉDITO

En los países en vías de desarrollo, además de los tipos de empresas habituales en los países desarrollados, encontramos otros tipos de unidades económicas denominadas microempresas, las cuales realizan su actividad en entornos de pobreza y marginación. Las microempresas acaban por ser una de las escasas fuentes de empleo en los sectores más desfavorecidos.

El concepto de microempresa es difícil de delimitar pues se albergan realidades y situaciones muy diferentes bajo este concepto. Tras consultar la normativa vigente en los sistemas financieros de países en los cuales tiene presencia el microcrédito, podría definirse la microempresa como una unidad económica de menos de diez trabajadores que suelen ser empleados no asalariados y que se encuentran bajo el vínculo de una relación familiar. Asimismo, no suele hallarse distinción entre los estados financieros de la microempresa y los presupuestos familiares. Por otra parte, sus activos están valorados en no más de 30.000 dólares y, habitualmente, las microempresas no están registradas de forma legal, contando además con un bajo nivel de tecnología.

Según lo dicho, las microempresas pueden ser de diversos tipos:

a) Microempresas de supervivencia o de subsistencia.

Se trata de unidades económicas que son resultado de la ausencia de otras alternativas de empleo o trabajo. Desarrollan actividades de tipo comercial o, en todo caso, actividades industriales muy sencillas. Estas microempresas son las mayoritarias en los países en vías de desarrollo. Según la USAID, a este grupo pertenecen más del 50% de las microempresas en América Latina.

b) Microempresas consolidadas.

Se trata de pequeñas unidades económicas con un cierto potencial de crecimiento, pero que en ningún caso alcanzan resultados que les permita dejar de ser una microempresa. Según la USAID, a este grupo pertenecen el 30 ó 40% de los micronegocios en América Latina y

pueden estar constituidas desde un solo trabajador (autoempleo) hasta por más de cinco trabajadores.

c) Microempresas dinámicas.

Se trata de un grupo de micronegocios que están a un paso de convertirse en pequeñas empresas en un determinado sector económico de actividad. Este grupo es bastante minoritario y el número de pequeños negocios catalogados dentro de este conjunto no suele sobrepasar del 5% del total de las microempresas.

De este modo, podemos hablar de dos tipos de microcréditos, clasificación que podemos observar en la figura I.2:

1. Microcrédito de subsistencia

En este caso se trata del microcrédito que es solicitado con el objetivo de mantener una microempresa en funcionamiento de la mejor forma posible, pero sin que haya expectativas algunas de crecimiento. Las cuantías de préstamo que se solicitan no suelen ser muy elevadas, pues dependen del ritmo de actividad económica del micronegocio.

2. Microcrédito de desarrollo

Es todo micropréstamo concedido con la finalidad de desarrollar una acción o actividad dentro de la microempresa y que esté orientada a su crecimiento. Suele corresponderse con una inversión en activo fijo (equipos, maquinarias, locales, suministros, etc.). En este caso, las cantidades y los plazos de reembolso suelen ser mayores que en el microcrédito de subsistencia.

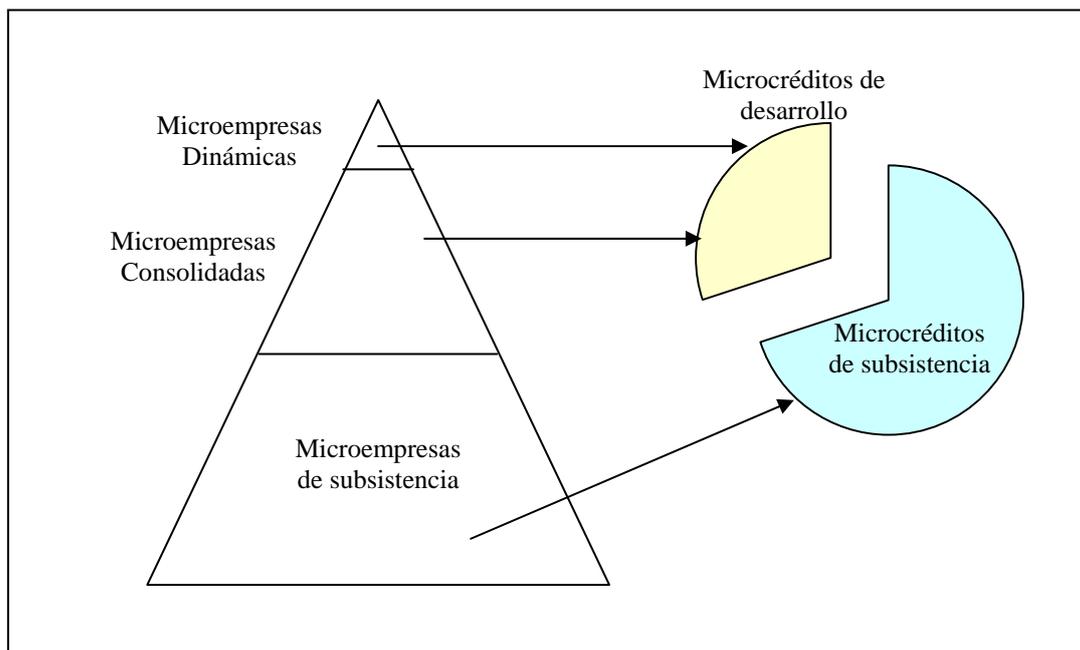


Figura 1.2. Microcréditos y microempresas.

Fuente: Elaboración propia.

I.6. SITUACIÓN ACTUAL Y PERSPECTIVAS DE LAS MICROFINANZAS EN AMÉRICA LATINA

Han transcurrido aproximadamente 35 años desde que las microfinanzas se originaron como un mecanismo cuyo objetivo es reducir, en la medida de lo posible, la pobreza del planeta. La cada vez mayor evolución de la industria ha provocado que las microfinanzas se vean obligadas a ser reguladas y supervisadas por los organismos competentes de los sistemas financieros de las naciones o regiones donde tiene lugar su actividad. A este respecto, la normativa impuesta por los gobiernos abre camino a la normalización de instituciones informales hacia el desempeño de labores y actividades que favorezcan la consecución de los objetivos marcados por las microfinanzas. Para ello, hemos destacado al microcrédito como el principal producto que permite el acceso a los servicios financieros a un número elevado de microempresarios.

CAPÍTULO 1: LAS INSTITUCIONES DE MICROFINANZAS Y EL MICROCRÉDITO

Tras todo este tiempo, las microfinanzas han evolucionado de tal forma que, hoy por hoy, los procedimientos de gestión de las IMFs ya no distan demasiado respecto a los de las entidades financieras bancarias. Así, en este epígrafe describimos la situación actual de las microfinanzas en los países de América Latina donde la actividad microfinanciera es más intensa, tal y como señalamos en la figura 1.3. Por otra parte, el motivo por el cual nos centramos en esta región se debe a que el trabajo empírico objetivo de la presente investigación está desarrollado para dos IMFs de la República del Perú.

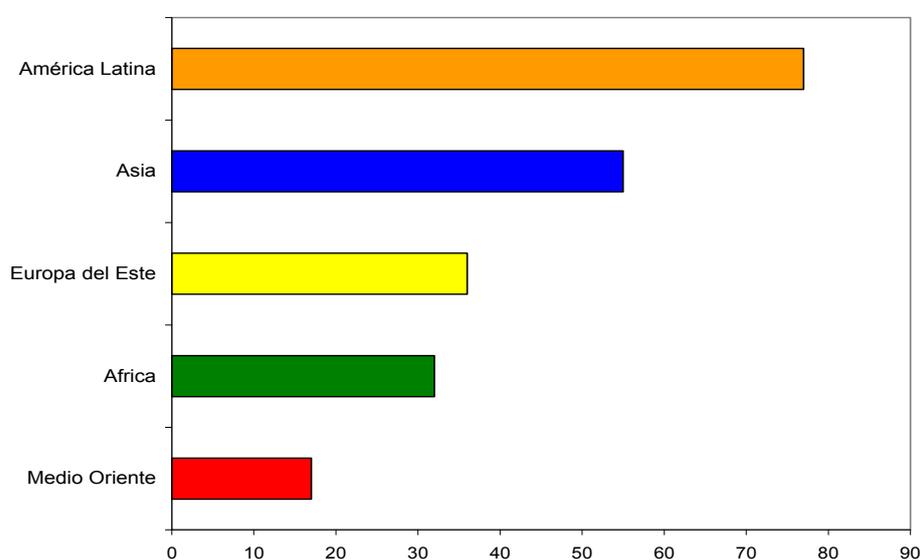


Figura 1.3. Porcentaje de instituciones de microcrédito autosostenibles por región.

Fuente: *The MicroBanking Bulletin*, Septiembre 2000.

Por tanto, el objetivo marcado para esta sección consiste en detallar cuál es la situación actual de las microfinanzas para, posteriormente, destacar algunos aspectos que depararán en el futuro a la industria del microcrédito. Para ello, nos proponemos resumir la situación microfinanciera actual de los países de América Latina que tienen un elevado grado de movimiento en este mercado. Posteriormente, mostraremos una serie de aspectos comunes del sector y, por último, recogeremos las tendencias futuras del negocio de las microfinanzas.

I.6.1. Las microfinanzas en México.

A) Sistema de control y supervisión bancaria

Los intermediarios financieros que operan en México están regulados y supervisados por la Secretaría de Hacienda y Crédito Público (SHCP), la Comisión Nacional Bancaria y Valores (CNBV) y el Banco de México.

La SHCP es el organismo federal encargado de supervisar y regular las entidades financieras con el fin de procurar su propia estabilidad y el correcto funcionamiento a la vez que mantener y fomentar un equilibrado desarrollo del sistema financiero en general.

La CNBV es un órgano independiente de la SHCP con autonomía técnica y facultades ejecutivas en términos de la Ley de la Comisión Nacional Bancaria y de Valores cuyo cometido es el de la supervisión, regulación y análisis de los estados financieros de los intermediarios. Emite también reglas de capitalización, contabilidad y de operación de la banca, a la misma vez que interviene a las instituciones financieras con la finalidad de mantener la estabilidad y buen funcionamiento, e incluso, la solvencia del sistema financiero en su conjunto.

El Banco de México, según define su Ley Orgánica, es un organismo autónomo del gobierno federal responsable de la política monetaria y cambiaria del país, cuyo objetivo principal es el de proveer a la economía mexicana de moneda nacional mediante la búsqueda de la estabilidad del poder adquisitivo de la moneda del país, el peso. Asimismo, debe promover el desarrollo del sistema financiero y procurar un buen funcionamiento de los sistemas de pago, actuando en último momento como banco de reserva y prestamista de última instancia.

B) Microfinanzas

CAPÍTULO 1: LAS INSTITUCIONES DE MICROFINANZAS Y EL MICROCRÉDITO

Un segmento de gran importancia dentro del sistema financiero y del sector de ahorro y crédito popular de México es el constituido por las ONGs con actividades financieras. Éstas están organizadas como instituciones de asistencia privada, siendo su ámbito de actuación las operaciones de microfinanzas, cuyas técnicas se están utilizando con carácter general para la reducción de la pobreza y mejora de las condiciones de vida de los sectores marginados.

Las ONG's con actividades financieras y, en general, las entidades de microfinanzas como herramientas para la reducción de la pobreza, se han desarrollado con éxito en los suburbios pobres de algunas ciudades de México.

En México, al igual que en otros países, una de las técnicas más utilizadas para la concesión y administración de los microcréditos, es la organización de grupos solidarios integrados, normalmente, por un número que va de 3 a 15 usuarios a quienes, en virtud de la experiencia mostrada, se dosifican las concesiones de préstamos de menos a más. El crédito siempre va asociado al ahorro y en algunos casos, éste le precede durante algún tiempo; las tasas de interés generalmente son altas, pero cuidando que puedan ser respaldadas íntegramente por las actividades productivas o comerciales de los clientes prestatarios. Por otro lado, los microcréditos se van amortizando de forma mensual, semanal o diaria, o en su caso, al término del ciclo productivo o de comercialización para el cual se destinó el crédito.

En las ONG's los créditos se otorgan inicialmente con recursos patrimoniales, los cuales deben incrementarse con los remanentes y superávit de las operaciones de las entidades de microfinanzas, y en su caso con nuevas aportaciones de donantes; los recursos captados se invierten masivamente en instrumentos financieros. Con estos productos financieros se pagan los intereses individualmente a los ahorradores, quedando un remanente para cubrir los costes de las operaciones o bien para cualquier otra necesidad de la entidad.

CAPÍTULO 1: LAS INSTITUCIONES DE MICROFINANZAS Y EL MICROCRÉDITO

En la actualidad, existe una corriente que tiende hacia la incorporación de las entidades microfinancieras al sistema financiero formal, lo cual puede ser factible e incluso conveniente, siempre que las que así lo hagan, cuenten con una posición razonablemente sólida desde el punto de vista organizativo y técnico y así poder cumplir con los requisitos de regulación exigidos.

Por otra parte, los organismos de supervisión y regulación han de tener en cuenta la naturaleza y características peculiares de este tipo de entidades y establecer un régimen de regulación y supervisión *ad hoc*.

Las Cajas Solidarias de tipo microfinanciero creadas en 1991 y derivadas del Programa de Solidaridad, tuvieron su origen en aportaciones de los denominados “préstamos a la palabra”. La promoción y organización se encuentra a cargo de la Secretaría de Desarrollo Social (SEDESOL) a través del Fondo Nacional para Empresas Sociales (FONAES).

El desarrollo y situación de las Cajas Solidarias, no ha sido homogéneo, puesto que todas no comparten la misma fortaleza estructural ni operativa. El sistema de Cajas Solidarias en México, según datos del FONAES ha crecido un 35,4% anual, al pasar de 267 organismos en el 2006 a 753 en 2009. En ese mismo año, los índices de morosidad medidos sobre la cartera vencida del sistema microfinanciero de México, se sitúa en torno al 7%, habiéndose producido un importante descenso de la morosidad, teniendo en cuenta que en 1999 ascendía al 23%.

I.6.2. Las microfinanzas en Colombia.

A) Sistema de control y supervisión bancaria

Según se desprende del informe de 2002 del Centro del Estudios Monetarios Latinoamericanos y del Banco Mundial, relativo al sistema de compensación y liquidación de pagos y valores en Colombia, la Superintendencia Bancaria de Colombia es un organismo de carácter técnico

CAPÍTULO 1: LAS INSTITUCIONES DE MICROFINANZAS Y EL MICROCRÉDITO

adscrito al Ministerio de Hacienda y Crédito Público que, en su calidad de autoridad de supervisión de la actividad financiera, aseguradora y previsional, tiene como fin el cumplimiento de los siguientes objetivos:

- Asegurar la confianza del público en el sistema financiero, asegurador y previsional, y cuidar que las instituciones que lo integran, mantengan permanentemente la solidez económica y los coeficientes de liquidez apropiados para atender sus obligaciones;
- Supervisar las actividades de las entidades sometidas a su control y vigilancia, no sólo respecto del cumplimiento de las normas y regulaciones de tipo financiero, sino también en relación con las disposiciones de tipo cambiario;
- Velar porque las actividades que desarrollan las entidades sometidas a su control y vigilancia presten el adecuado servicio financiero, asegurador y previsional, esto es, que las operaciones se realicen bajo las condiciones de seguridad, transparencia y eficacia;
- Evitar que las personas no autorizadas, conforme a la ley, ejerzan actividades exclusivas de las entidades vigiladas;
- Prevenir situaciones que puedan derivar en la pérdida de confianza del público, protegiendo el interés general y, particularmente, el de terceros de buena fe;
- Controlar de forma comprensiva y consolidada el cumplimiento de los mecanismos de supervisión prudencial que deban operar sobre tales bases, en particular respecto de las filiales en el exterior, de los establecimientos de crédito;
- Procurar que en el desempeño de las funciones de inspección y vigilancia se dé la atención adecuada al control del cumplimiento de las normas que dicte la junta directiva del Banco de la República;
- Vigilar que las entidades sometidas a su supervisión no incurran en prácticas comerciales restrictivas del libre mercado y desarrollen su actividad con sujeción a las reglas y prácticas de la buena fe comercial y;

CAPÍTULO 1: LAS INSTITUCIONES DE MICROFINANZAS Y EL MICROCRÉDITO

- Adoptar políticas de inspección y vigilancia dirigidas a permitir que las instituciones controladas puedan adaptar su actividad a la evolución de sanas prácticas y desarrollos tecnológicos que aseguren un progreso adecuado de dichas instituciones.

B) Microfinanzas

En la actualidad, el Gobierno Colombiano reconoce y trata de superar las limitaciones del modelo financiero tradicional para promocionar el desarrollo de servicios financieros y no financieros a la micro y pequeña empresa. En este marco de los servicios financieros, se vienen produciendo cambios tendentes al fortalecimiento de la oferta financiera del sector, mediante IMFs formalizadas con una visión comercial del producto de crédito microempresarial. En este sentido, existen, hoy en día, una serie de programas de desarrollo y apoyo a la micro y pequeña empresa que tienen como objetivo principal mejorar los resultados financieros y la competitividad de las micro y pequeñas empresas de Colombia.

Las instituciones de microfinanzas más relevantes en Colombia son Finamérica, (antigua FinaSol), WWB Colombia y el Banco Caja Social.

WWB Colombia en Cali, hasta 1989, se centraba en los préstamos a grupos, y en la actualidad concede, principalmente, microcréditos por el sistema individual. La afiliada de WWB ofrece préstamos con plazos de reembolso y planes adecuados al tipo de negocio del microempresario. Utiliza para ello, procedimientos sencillos, desembolsos flexibles, servicio personalizado y garantías basadas en las características y circunstancias del prestatario. La gran mayoría de los préstamos son de una cuantía inferior al millón y medio de pesos colombianos, lo que al cambio supone, unos 650 dólares americanos. Esta fundación posee líneas de crédito para capital de trabajo y activos fijos y ofrece varias modalidades de financiación basadas en el historial crediticio del cliente. Durante los últimos años, la Fundación WWB Colombia en Cali, ha logrado acceso a la financiación comercial debido a la gran eficiencia de sus operaciones, calidad de la cartera y rentabilidad. En

1999, obtuvo el premio a la “Excelencia en Microfinanzas”, otorgado por el Banco Interamericano de Desarrollo (BID) a la institución financiera líder de América Latina.

El Banco Caja Social es una entidad bancaria privada sin ánimo de lucro, sujeto a la regulación financiera nacional, con una larga tradición y reconocimiento por su gestión encaminada a superar los problemas estructurales causados por la pobreza. El mercado objetivo del Banco comprende a las personas naturales de ingresos medios y bajos, las microempresas y las pequeñas y medianas empresas.

I.6.3. Las microfinanzas en Chile.

A) Sistema de control y supervisión bancaria

El marco regulador y supervisor del sistema bancario chileno se organiza en torno a dos organismos, el Banco Central de Chile y la Superintendencia de Bancos e Instituciones Financieras (SBIF).

El Banco Central de Chile es un organismo autónomo que se rige por la Ley Orgánica Constitucional del Banco Central de Chile, que establece su organización, composición, funciones y atribuciones. Su cometido principal es establecer las políticas monetarias, de crédito y cambiaria del país, con la intención de mantener la estabilidad monetaria y un funcionamiento adecuado del sistema de pagos. El Banco Central dicta normas y condiciones en materia de captación de fondos del público con el objetivo de dotar al sistema de una mayor liquidez y solvencia, así como, una mayor eficiencia en los sistemas de pagos.

La SBIF es una institución pública y autónoma que tiene como misión la de garantizar la confianza pública en el funcionamiento de las entidades bancarias y financieras a la vez que velar por la estabilidad del sistema. Para llevar a cabo todos sus objetivos, dispone de poder para sancionar, imponer

aumentos obligatorios de capital, además de liquidar entidades financieras con problemas.

B) Microfinanzas

En Chile, como en otros muchos países de América Latina, también surgen y posteriormente se desarrollan las microfinanzas. Éstas son utilizadas como una herramienta de las políticas públicas, lo que implica que, además de buscar su expansión y desarrollo, se trate de conseguir un beneficio neto social.

Actualmente, el microcrédito está destinado a los pequeños negocios y a personas que no pueden acceder a la financiación bancaria. En estos casos, el microcrédito se concede bajo una garantía solidaria de grupo. Por otro lado, los usuarios de las microfinanzas, según datos que se derivan de la normativa competente, son aquellos micronegocios con un número de trabajadores inferior a 10 personas y cuyas ventas anuales y mensuales sean inferiores a 53.000 y 4.400 dólares americanos, respectivamente.

Para paliar la pobreza, el gobierno chileno ofrece subvenciones a los bancos comerciales que conceden usualmente microcréditos. El sistema microfinanciero chileno cuenta como entidades más representativas, el Banefe (ex-financiera FUSA), que tiene actualmente más de 40.000 clientes de microcrédito y el Banco del Desarrollo (filial microempresas), dispone de más de 80.000 clientes de microcrédito y casi 25.000 cuentas de microahorro. En este último, las mujeres tienen una gran representatividad, constituyendo un 80% de su clientela.

Respecto a las ONGs que operan en este sector, podemos destacar las siguientes:

- *Fundación CRATE*. ONG fundada en 1976 por un Obispo emérito de la Diócesis de Talca. Ha tratado siempre de orientar y asistir a los

campesinos que se encontraban sin trabajo y a los que, aún disponiendo de tierras, no disponen de medios para trabajarla.

- *Hogar de Cristo*. ONG religiosa con diversidad de funciones de tipo social, que vive de las donaciones. En los últimos años viene acometiendo también funciones microfinancieras.
- *Fundación La Vaca*. Realiza fundamentalmente obras sociales.

I.6.4. Las microfinanzas en Bolivia

A) Sistema de control y supervisión bancaria

La Ley de Bancos y Entidades Financieras legisla sobre las actividades de intermediación financiera y de servicios auxiliares, quedando toda sociedad que realice tales actividades, comprendida dentro de su ámbito de aplicación y bajo el control de la Superintendencia de Bancos y Entidades Financieras. En resumen, están bajo el ámbito de la Ley, cinco grupos de entidades financieras que son:

- Entidades Bancarias.
- Empresas de servicios financieros. Son sociedades que se dedican a la prestación de servicios financieros complementarios de las entidades financieras.
- Cooperativas de ahorro y crédito. Únicamente realizan operaciones de intermediación financiera, ahorro y crédito entre sus socios.
- Mutuales de ahorro y préstamo. Entidades privadas sin fines de lucro destinadas principalmente a la adquisición de una vivienda.
- Otras entidades financieras no bancarias, como: fondos financieros privados, instituciones privadas para el desarrollo social, ONGs, etc.

La misión del Banco Central de Bolivia (BCB) es la de fijar las regulaciones encaminadas a conseguir el desarrollo de los servicios financieros

en toda la geografía del país para, así, satisfacer la demanda de la población por dichos servicios.

Para cumplir con este objetivo, la Ley del Banco Central de Bolivia de 31 de octubre de 1995, establece que el BCB es la única autoridad monetaria y cambiaria del país y por tanto el órgano rector del sistema de intermediación financiera nacional.

Aunque el BCB no tiene normas, ni reglamentos dirigidos exclusivamente al sector microfinanciero, actualmente está trabajando en la reglamentación de entidades de segundo orden para facilitar la canalización de recursos hacia diversas instituciones intermediarias, entre las que se encuentran las involucradas en la actividad microfinanciera.

B) Microfinanzas

Bolivia es la mayor potencia del microcrédito de toda América Latina. Posee una población dispersa, siendo la media de 6 habitantes por Km², inmersa en una pobreza acusada, hecho que favorece el alto grado de consideración del microcrédito. La gran mayoría de los países latinoamericanos cuentan con una o dos entidades de microfinanzas con más de 10.000 clientes o prestatarios, y sin embargo, en Bolivia existen más de diez entidades de microfinanzas que superan esa cifra de clientes. Dada esta situación, ocurre que entidades prestamistas sin ánimo de lucro y no reguladas se han convertido en entidades con ánimo de lucro reguladas.

La rentabilidad que ha proporcionado el microcrédito ha atraído la atención de bancos bolivianos y de muchos otros países. La competencia que se generó entonces hizo, que muchas entidades, mediante la publicidad, trataran de atraer clientes de otras entidades.

Dentro de las instituciones microfinancieras de mayor importancia en Bolivia podemos destacar BancoSol, la cual ha sido estudiada ya en este capítulo de la Tesis Doctoral.

I.6.5. Las microfinanzas en Perú

Según sostienen Trivelli *et al* (2001), la introducción de una serie de reformas a nivel financiero durante la década de los noventa, constituyó el punto de partida para la expansión del microcrédito en el Perú en lo que respecta al surgimiento de nuevos intermediarios financieros formales.

A continuación, nos disponemos a describir cuáles son los tipos de entidades de microcrédito que operan en la República del Perú, zona geográfica donde se ubican las dos IMF's sobre las cuales hemos realizado el estudio empírico objeto de nuestra investigación.

El sistema financiero peruano, en lo que a IMF's se refiere, regula y supervisa a las Cajas Municipales de Ahorro y Crédito (CMACs), las Cajas Rurales de Ahorro y Crédito (CRACs) y las Entidades de Desarrollo de la Pequeña y Micro Empresa (EDPYMEs).

I.6.5.1. Cajas Municipales de Ahorro y Crédito (CMACs)

■ Marco Legal.

Las Cajas Municipales de Ahorro y Crédito, fueron creadas por el D.L. 23039, norma que regulaba el funcionamiento de las Cajas Municipales ubicadas fuera de los perímetros de Lima y Callao de la República del Perú. En mayo de 1990 fue promulgado el Decreto Supremo (D.S). 157-90EF, el cual adquiere jerarquía de ley por el Decreto Legislativo 770 de 1993.

Esta norma legal se dictó en el marco de la Constitución Política del año 1979 con la pretensión de dar un giro descentralizador al desarrollo económico de Perú otorgándole a los Gobierno Regionales y Locales mayores atribuciones y responsabilidades en la tarea de impulsar el desarrollo de todas las regiones.

En la actualidad la ley 26702, Ley General del Sistema Financiero y del Sistema de Seguros y Ley Orgánica de la Superintendencia de Banca y Seguro promulgada en diciembre de 1996, establece en su quinta disposición complementaria que las Cajas Municipales como empresas del sistema financiero sean regidas, además, por las normas propias de las citadas Cajas.

Las Cajas Municipales como empresas financieras están supervisadas por la Superintendencia de Banca y Seguros y el Banco Central de Reserva, sujetándose a las disposiciones sobre encaje bancario⁵ y otras normas obligatorias; asimismo, de acuerdo con la ley, son miembros del Fondo de Seguro de Depósitos.

■ Misión y Objetivos

Las Cajas Municipales son entidades de tipo microfinanciero sin fines de lucro, que gozan de autonomía económica, financiera y administrativa, con el objetivo estratégico de formalizarse como un elemento clave de descentralización financiera y democratización del crédito.

Desde un punto de vista social, las CMACs cubren el acceso a los servicios microfinancieros, bien de depósito, crédito y otros servicios, a los sectores sociales en desarrollo, a la población en general, y en particular, tienen como objetivo promover a la micro y pequeña empresa a contribuir en el desarrollo socio-económico de la región, todo ello ofreciendo servicios financieros con una atención profesional y personalizada.

A este respecto, estas entidades se introducen en ciertos sectores de la población cuya financiación carece de garantías, y lo hacen favoreciendo y posibilitando el crecimiento, desarrollo y bienestar social de la región.

⁵ El encaje bancario podría definirse como la proporción de los depósitos que las entidades financieras tienen que mantener líquidos (caja o reservas en el Banco Central) para atender las retiradas de efectivo. Es decir, vendría dado como cociente entre las reservas bancarias de caja y los depósitos a la vista (R / Dv).

Bajo los aspectos económico y financiero, el objetivo es el de maximizar el valor económico de la empresa a través de un crecimiento rentable y autosostenible⁶.

Desde un punto de vista estratégico, las CMACs persiguen objetivos de liderazgo en posicionamiento e imagen con la intención de consolidarse regionalmente y expandirse en el ámbito nacional.

Debemos hacer mención a la dependencia de las Cajas Municipales sobre la FEPCMAC (Federación Peruana de Cajas Municipales de Ahorro y Crédito), que es una institución de derecho público con autonomía económica, financiera y administrativa. La FEPCMAC representa al Sistema de las CMACs; ofrece servicios de asesoría, consultoría exclusiva, apoyo informático y, tiene la misión legal de auditar al sistema asegurando la transparencia y una adecuada gestión administrativa y financiera. La relación entre las Cajas Municipales y la FEPCMAC debe basarse en un principio de cooperación en la medida de que con el trabajo adecuado se ofrezcan servicios que colectivamente sean más beneficiosos que si se realizan de forma individual.

I.6.5.2. Cajas Rurales de Ahorro y Crédito (CRACs)

La Visión de las Cajas Rurales de Ahorro y Crédito coincide con la figura de una entidad financiera líder, consolidada, que facilita el acceso a servicios financieros competitivos, y a la vez, especializada en la atención a micro, pequeños y medianos empresarios y ahorristas en zonas rurales del Perú.

Son entidades que tienen como uno de los principales objetivos la intermediación financiera, es decir, la captación y colocación de recursos con el fin de apoyar las diferentes actividades económicas que se desarrollan en una determinada región.

⁶ El crecimiento o desarrollo sostenible consiste en satisfacer las necesidades del presente sin comprometer por ello la capacidad futura de satisfacer esas mismas necesidades.

Estas entidades enfocan sus funciones y objetivos hacia el sector rural y microempresarial, ofreciendo además apoyo al entorno familiar como núcleo básico de la sociedad, fomentando el ahorro y prestando servicios financieros que ayuden a mejorar su nivel de vida. En la mayoría de las ocasiones centran sus esfuerzos en el sector agrario en donde encuentran una ventaja comparativa por la especialización lograda con el crédito agrícola. El sector microempresarial se presenta como otro de los objetivos donde actuar por parte de las Cajas de Rurales, pues mediante ágiles e instantáneas líneas de crédito financian a transportistas, microempresas locales, fabricantes de maquinaria, etc. Por último, otra línea de acción común y actual de estas entidades la constituye los créditos vivienda, créditos a largo plazo que por sus condiciones y características, poseen una gran demanda y, por tanto, permiten que un mayor número de familias dispongan de una vivienda propia.

Las Cajas Rurales de Ahorro y Crédito, al igual que las Cajas Municipales de Ahorro y Crédito, forman parte del sistema financiero de la nación y todas sus operaciones son supervisadas por la Superintendencia en Banca y Seguros, rigiéndose, además, por las normas promulgadas por este organismo.

I.6.5.3. Entidades de Desarrollo de la Pequeña y Micro Empresa (EDPYMEs)

■ Marco Legal

Tanto la Resolución de la SBS (Superintendencia en Banca y Seguros) n° 847-94 del 23 de diciembre de 1994 como la Resolución de la SBS n° 259-95 del 28 de marzo de 1995 (Reglamento), junto con el artículo 10 de la Ley General de Instituciones Bancarias, Financieras y de Seguros (Decreto Legislativo n° 770 de 1 de abril de 1993), conforman el marco legal bajo el cual aparecieron las EDPYMEs.

■ Misión, objetivos y líneas de acción

Las EDPYMEs son Entidades de Desarrollo para la Pequeña y Microempresa orientadas a satisfacer la permanente demanda de servicios crediticios.

Tal y como se menciona en la Resolución SBS N° 847-94, las EDPYMEs tienen por objeto conceder y prestar financiación a personas naturales y jurídicas que desarrollan actividades calificadas como de pequeña y micro empresa, utilizando para ello su propio capital y los recursos que provengan de donaciones.

Al igual que en las grandes empresas, las pequeñas y micro empresas, también, se enfrentan al desafío de crear puestos de trabajo estables y promover el desarrollo económico de las zonas en las que se asientan. Sin embargo, son más y mayores los obstáculos que se encuentran a la hora de cumplir estos objetivos.

Las EDPYMEs están autorizadas a conceder créditos directos a corto, medio y largo plazo; otorgar avales, fianzas y otros tipos de garantías; descontar letras de cambio y pagarés. Reciben, igualmente, líneas de financiación procedentes de instituciones de cooperación internacional, de organismos multilaterales, de empresas o entidades financieras y del COFIDE (Corporación Financiera de Desarrollo). No obstante, las EDPYMEs, a diferencia de las otras empresas del sistema financiero, no están inicialmente autorizadas a captar ahorros del público, sino que sólo pueden hacerlo después de tres años de funcionamiento y bajo el cumplimiento de ciertos requisitos.

La esencia de estas entidades es que, bajo una imagen de seguridad, confianza y solidez institucional, se pretende que las empresas que son receptoras de créditos y demás servicios financieros logren lo que se conoce como “desarrollo sostenible”, es decir, satisfacer las necesidades en el

presente sin que ello comprometa a la capacidad futura de satisfacer esas mismas necesidades.

I.6.6. Aspectos comunes de las microfinanzas en el momento actual

Una vez expuesta someramente la situación actual de los sistemas financieros de algunos de los países latinoamericanos, establecemos una visión conjunta de casi todos los países de esta región, en base a ciertas variables.

- a) *Crédito a microempresas procedente de instituciones de microcrédito.* En la actualidad, las instituciones que realizan servicios financieros a empresarios de bajos ingresos (IMFs) se consolidan dentro de los mercados financieros de América Latina; estas instituciones atienden a casi dos millones de pequeños empresarios y a gente pobre de toda la región. En la figura I.4 mostramos el porcentaje que cada país obtiene de microcréditos destinados a microempresas procedentes de las IMFs.
- b) *Requisito de capital mínimo.* Los controles de capital mínimo constituyen un medio para influir en la estructura del sistema financiero. Elevados niveles de capital crearán un sistema que contará con un número relativamente escaso de instituciones de gran tamaño, puesto que dichos requerimientos constituyen grandes barreras de ingreso para competidores potenciales. Los altos requisitos de capital mínimo evitan también que las ONGs de microfinanzas se transformen en instituciones reguladas.
- c) *Actitud hacia nuevos tipos de instituciones financieras.* Ante la actitud de la mayoría de los países a crear un nuevo tipo de instituciones reguladas para las microfinanzas, los gobiernos y superintendencias regionales no se interesan por la posibilidad de crear nuevos tipos de instituciones dedicadas única y exclusivamente a las microfinanzas, dejando abierta

la posibilidad de que las IMF's gestionen carteras hipotecarias y de créditos al consumo.

- d) *Clasificación de los préstamos.* En la tabla I.5 recogemos una breve reseña y comentario sobre los préstamos en la mayoría de los países de América Latina, teniendo en cuenta, en algunos casos, las cantidades destinadas a provisiones que den cobertura a los posibles créditos atrasados y no devueltos. A este respecto, las provisiones establecidas en previsión de pérdidas deben equivaler al valor del riesgo relacionado con la cartera de préstamos. La forma de establecer estas provisiones depende, en gran medida, de si los préstamos se clasifican como comerciales o de consumo.
- e) *Garantías de pago y grupos de responsabilidad solidaria.* La falta de garantías reales es una de las características que definen a las microfinanzas. Esto conlleva, pues, que las instituciones de microfinanzas hayan innovado otros medios con el fin de asegurar el reembolso de los préstamos por parte de los prestatarios. La mayoría de las superintendencias consideran que las garantías de responsabilidad solidaria se asemejan a las garantías personales (Jansson, 1998).
- f) *Leyes de usura y límites a las tasas de interés.* Las leyes de usura normalmente son implementadas con el único fin de proteger al consumidor. De este modo, al establecer límites superiores para las tasas de interés, los legisladores protegen a los clientes con más dificultades para acceder al crédito y demás servicios financieros y para evitar que sean coaccionados por prestamistas informales e ilegales.
- g) *Requisitos de documentación para los préstamos.* La solicitud de documentación para los préstamos está destinada a asegurar la confiabilidad de la garantía y la estabilidad financiera del prestatario. Para el caso de los préstamos comerciales, las instituciones financieras solicitan documentación para verificar la identidad del cliente, la

CAPÍTULO 1: LAS INSTITUCIONES DE MICROFINANZAS Y EL MICROCRÉDITO

situación financiera del negocio, sus activos y la viabilidad financiera de las actividades a realizar.

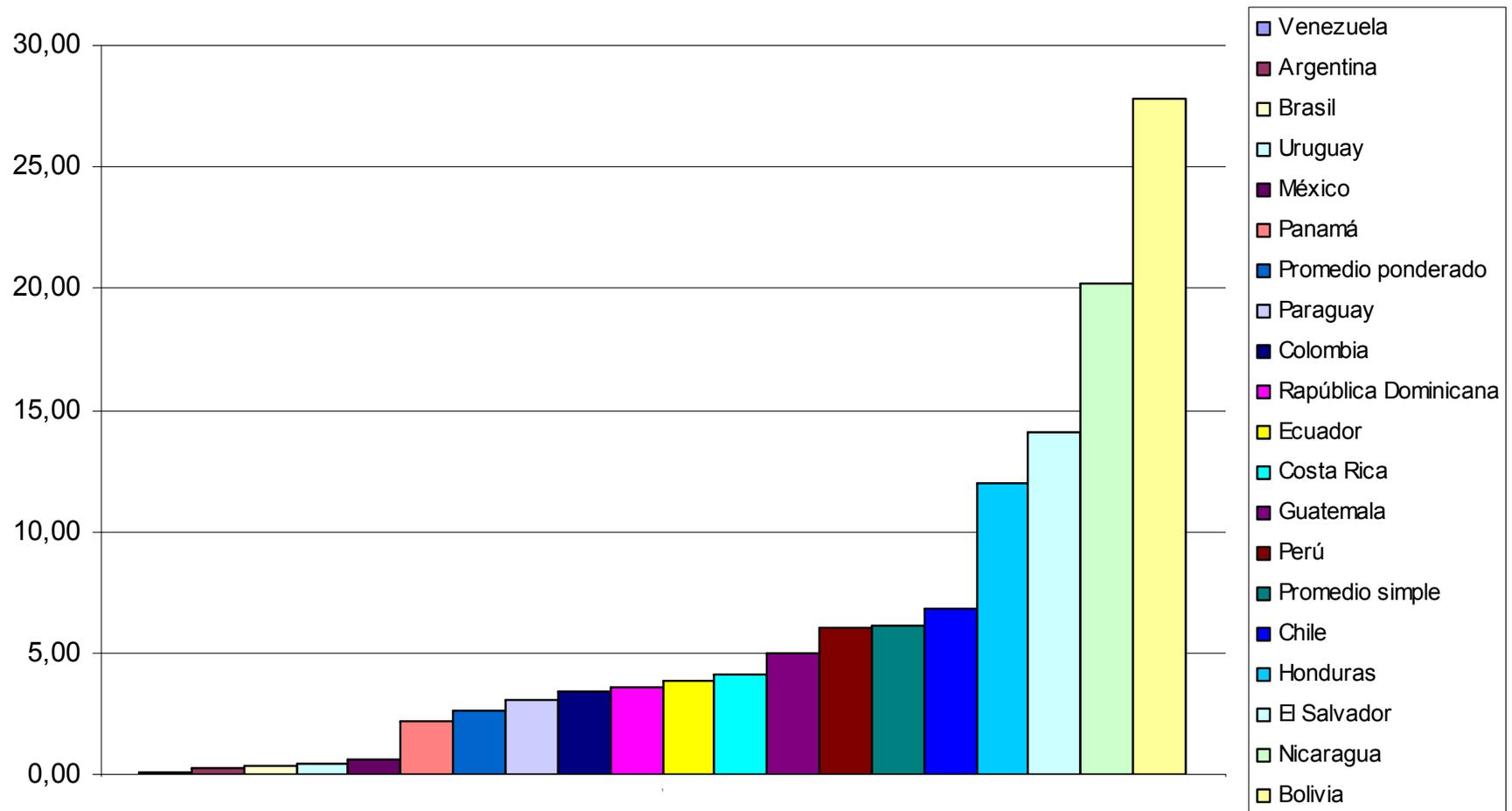


Figura 1.4. Crédito a microempresas procedente de instituciones de microcrédito (en porcentaje).

Fuente: Adaptado de Portocarrero *et al* (2006).

Tabla I.5. *Características de préstamos en América Latina y el Caribe*

País	Comentario
ARGENTINA	Los préstamos inferiores a US\$200.000 pueden ser clasificados como préstamos comerciales o de consumo. La decisión debe ser reportada a la superintendencia
BARBADOS	Depende del propósito, la duración del préstamo, y la estructura de repago
BELICE	Depende de cada banco
BOLIVIA	Depende del propósito y de la naturaleza del usuario final
BRASIL	Depende del propósito y de la naturaleza del usuario final
CHILE	Los préstamos inferiores a US\$18.333 a individuos para su consumo se consideran préstamos de consumo
COLOMBIA	Los préstamos inferiores a 300 salarios mínimos mensuales (US\$51.500) se consideran préstamos de consumo. Tarjetas de crédito siempre se consideran créditos de consumo
COSTA RICA	Depende del propósito y de la naturaleza del usuario final
REP. DOM.	Depende del propósito y de la naturaleza del usuario final
ECUADOR	Los préstamos inferiores a US\$37.500 se consideran préstamos de consumo
EL SALVADOR	Depende del propósito y de la naturaleza del usuario final
GUATEMALA	Los préstamos inferiores a US\$7.000 se consideran préstamos de consumo
GUYANA	No existe esta distinción
HONDURAS	Los préstamos inferiores a US\$3.825 se clasifican como préstamos de consumo
MÉXICO	Los préstamos a la microempresa son préstamos comerciales
NICARAGUA	Los préstamos inferiores a US\$10.000 y a individuos para su consumo se consideran préstamos de consumo
PANAMÁ	Depende del propósito y de la naturaleza del usuario final
PARAGUAY	Los préstamos inferiores al 4% de la base de capital mínimo para bancos (US\$185.000) y al 3% para otras instituciones se clasifican en una categoría especial para propósitos del establecimiento de provisiones
PERÚ	Depende del propósito y de la naturaleza del usuario final. Tarjetas de crédito se consideran préstamos de consumo
TRIN. Y TOB.	Depende del propósito y de la naturaleza del usuario final
URUGUAY	Depende del propósito y de la naturaleza del usuario final
VENEZUELA	Depende del propósito y de la naturaleza del usuario final

Fuente: Jansson, T. (1998)

I.6.7. Perspectivas de futuro

Es cada vez mayor el número de agentes de la economía interesados en el negocio de las microfinanzas. El objetivo de lograr que el microcrédito deje de ser una actividad de subsistencia para convertirse en un negocio rentable está cada vez más cerca, siendo, para ello, América Latina el escenario más idóneo para que esto ocurra. Tal y como ha podido comprobarse, no hay otra región en todo el mundo que albergue un mayor número de entidades de microcrédito que sean financieramente sostenibles.

Sin embargo, el objetivo de generalizar el acceso a los servicios financieros a los microempresarios de escasos recursos dependerá del respaldo que se obtenga de los gobiernos de los países en vías de desarrollo, precisando para ello una regulación prudente y adecuada. En esta línea, no basta solamente con disponer de un marco jurídico específico en microfinanzas, sobre cuyo contenido hay actualmente un gran consenso, sino que han de darse otras circunstancias que acompañen el éxito en los objetivos planteados. Así por tanto, entendemos que para que el negocio de las microfinanzas prospere en términos económicos y financieros, dado el marco jurídico que actualmente las regula, ha de gestionarse en una economía de libre mercado, donde no existan restricciones relativas a los tipos de interés de los préstamos, eso sí, dentro de unos límites prudentes para evitar la usura, y en donde haya un mercado competitivo sin la presencia de entidades financieras de propiedad estatal que monopolicen el mercado de una forma desleal desde el punto de vista de la competencia.

Es ya un hecho que la industria de las microfinanzas ha crecido y seguirá creciendo en el futuro, induciendo a los inversores a depositar capitales en las IMFs. En este sentido, los donantes de estas entidades ya solo se preocupan de si estas entidades son financieramente sostenibles, mientras que los inversores observan atentamente si el negocio es rentable para seguir invirtiendo sobre nuevos proyectos basados en el crecimiento. Como consecuencia de esta demanda de información, hemos podido comprobar que han surgido compañías que prestan servicios de evaluación de la gestión, en el

sentido amplio de la palabra, a las IMFs. Como ejemplos de ellas, podemos citar a MicroRate en America Latina, PlaNet en Africa y M-CRIL en África.

Marcadas por esta línea, y en su afán de ser competitivas en el sector donde operan, las IMFs planean desarrollar sus métodos de gestión para incrementar las tasas de rentabilidad. En este sentido, un aspecto muy importante que preocupa, hoy en día, a los gestores de las entidades de microcrédito es la mejora de la calidad de sus carteras de microcréditos, es decir, la reducción de las tasas de morosidad de sus clientes. Siguiendo la evolución favorable en las IMFs a este respecto, donde las tasas de morosidad en la actualidad se aproximan a las de la banca comercial, está cercano el día en que las entidades de microfinanzas, por sus características sociales que aún permanecen innatas, lleven consigo una calidad de la cartera aún mejor que la que pueda observarse en la banca comercial. Para ello, el futuro depara modelos de gestión de riesgos idénticos a los actualmente planteados en el negocio bancario, aunque no nos cabe duda que hay que comenzar con la prudencia que cualquier actividad requiere.

Si bien aún las limitaciones en microfinanzas son importantes, hemos podido comprobar que éstas se están mitigando en los últimos años. Así, con la captación de ahorro y la consecuente reducción de donaciones provenientes de organismos internacionales las microfinanzas son conducidas a la inserción total en el sistema financiero, dada la autosostenibilidad de las IMFs.

Ya apuntaba Jasson (2001) hace 9 años que sería una exageración afirmar que la industria del microcrédito está tocando a las puertas de Wall Street. Aunque aún queda camino por recorrer, las IMFs disponen de todas las herramientas necesarias para lograr competir con la industria bancaria en los mercados financieros locales e internacionales. El caso es que será el tiempo y no la capacidad quien nos marcará el límite de esta afirmación.

En la actualidad, a raíz de la crisis propiciada por las hipotecas sub-prime, se ha conducido a un sistema generalizado donde la complejidad y la falta de transparencia de los productos financieros ha llegado hasta la industria

del microcrédito. La grave crisis que nos afecta, iniciada en el sector financiero, acaba por afectar a todo el mundo, provocando que hasta los gobiernos más contrarios a la intervención, hayan requerido reformas importantes en sus sistemas financieros. Bien es sabido que el negocio de las microfinanzas aún no se encuentra tan desarrollado como la industria bancaria, por lo que las consecuencias financieras negativas que trae consigo la crisis financiera internacional tendrán una menor repercusión en el sector microfinanciero. Asimismo, los efectos negativos serán menores, dado que las microfinanzas aún se basan en un sistema ético, responsable y financiero basado en el conocimiento personal del cliente, opuesto a los principios de las prácticas de negocio de la banca comercial, los cuales han contribuido al agravamiento de la crisis actual. Sin embargo, a pesar de todo lo dicho, es un hecho que la crisis actual ha frenado el crecimiento de las microfinanzas, confirmando la necesidad de tomar medidas al respecto.

Fruto de las operaciones que se llevan a cabo en el negocio de las microfinanzas, la evaluación y medición de los riesgos que subyacen del negocio se erige como una medida de actuación primordial. A raíz de los efectos negativos de la actual crisis, las IMF's se han planteado incorporar a sus procedimientos de gestión futuros indicadores que contemplen el riesgo macroeconómico, el cual afecta directamente al comportamiento de pago del cliente.

I.7. CONSIDERACIONES FINALES

El propósito fundamental por el cual nacieron las microfinanzas ha quedado claro que fue el de posibilitar el acceso a los servicios financieros a las personas y microempresarios con escasos recursos, permitiéndoles así, la participación en el sistema financiero y económico, algo que nunca habían tenido a su alcance.

CAPÍTULO 1: LAS INSTITUCIONES DE MICROFINANZAS Y EL MICROCRÉDITO

Tal y como hemos indicado en el capítulo, existen muchos casos en los que la regulación convencional de las finanzas no es apropiada para las entidades de microfinanzas que conceden créditos a pequeños y microempresarios. En este sentido, los gobiernos de los países donde la actividad microfinanciera es intensa han terminado por crear marcos jurídicos y normativas estrictas sobre el movimiento de capital, los controles directivos y la calidad de las carteras de créditos. Sin embargo, la labor del Estado y de las entidades que supervisan los sistemas financieros no debe de acabar ahí, sino que deben ser competentes a la hora de regular funciones de menor orden. A este respecto, tal y como señala Jansson (1998), los reguladores no permiten suficiente flexibilidad en lo que se refiere a los requisitos de las garantías, la documentación, los procedimientos legales en relación con los prestatarios morosos, los horarios de atención de las sucursales o los métodos alternativos para ofrecer servicios financieros.

El principal objetivo que debe conseguir el microcrédito es integrarse en los mercados financieros nacionales. Para ello, un escenario idóneo es América Latina, región que se encuentra en plena transición financiera, donde las entidades de microfinanzas surgieron como organizaciones sin fines de lucro para ayudar a las personas con escasos recursos aunque, sin embargo, están llevando a cabo un proceso de transformación a entidades financieras formalizadas con procesos de gestión que incorporan objetivos de crecimiento, eficiencia y rentabilidad. De este modo, los gestores de estas entidades conciben que, con la consecución de estos objetivos, se logre llegar a un número mayor de clientes. Para ello, los denominados ahorros del público (depósitos y cuentas a la vista) constituyen una importante fuente de financiación para las instituciones, al tratarse de un recurso más económico en comparación con el coste que supone un préstamo en un banco local o en cualquier otra entidad financiera, lo cual indica que la captación de ahorro de los clientes permite a las entidades ser financieramente autosostenibles.

Tras la lectura del capítulo, según se ha podido comprobar, se observan diferencias muy notables en el ejercicio de las microfinanzas atendiendo a los distintos tipos de instituciones, las metodologías y operativas empleadas, los

CAPÍTULO 1: LAS INSTITUCIONES DE MICROFINANZAS Y EL MICROCRÉDITO

enfoques o, incluso, la región geográfica donde se llevan a cabo. Por estos motivos, entendemos que se hace necesaria la labor de contextualización en función de las variables comentadas, a la hora de emprender cualquier tipo de análisis o investigación.

Las IMFs poseen un perfil muy particular del riesgo de crédito, lo que influye de forma directa en las autoridades supervisoras del crédito. Bajo este punto de vista, estas instituciones cuentan con unos costes administrativos elevados, que han de ser cubiertos con altos tipos de interés sobre el capital de los numerosos créditos a corto plazo, sin garantías y concentrados geográficamente en determinadas regiones. Asimismo, el término microcrédito se ha vinculado desde sus orígenes a la mujer como cliente de éste, aunque, según un estudio realizado por Cheston y Kuhn (2002) las entidades de microcrédito ofrecen un porcentaje de préstamos cada vez menor a las mujeres, a la vez que las cantidades desembolsadas son inferiores en comparación con los préstamos concedidos a los hombres, aún perteneciendo al mismo programa de microcrédito.

Todo lo dicho anteriormente, nos lleva a la conclusión de que, bajo un desarrollo sostenido, los microcréditos y todo el sistema que los engloba se convierte en un instrumento importante para la lucha contra la pobreza, todo ello mediante la creación de pequeños negocios, los cuales, generan los ingresos necesarios para cumplir con su obligación respecto de la entidad microfinanciera, incrementar el nivel de vida de la familia y disponer de una pequeña cantidad para el ahorro.

Por otro lado, conviene destacar los inconvenientes que conlleva el concepto de microcrédito dado que, por sus características, su riesgo inherente se estima demasiado elevado. Consecuencia de ello, las entidades de microcrédito presentan peores indicadores sobre la calidad de la cartera que las entidades bancarias a causa de las altas tasas de morosidad de sus clientes. Es posible, que la administración competente no supervise adecuadamente la cartera ante incumplimientos en la devolución del crédito, al igual que es posible que las altas tasas de morosidad incidan directamente en

la rentabilidad de la institución microfinanciera. En ambos casos, las acciones de regulación y supervisión por parte de las administraciones hacen posible un control más exhaustivo del riesgo procedente de las microfinanzas. Especialmente en estos momentos, en plena crisis financiera global, es necesario profundizar en el estudio de la relación entre el sistema financiero, sus funciones y los objetivos de desarrollo. El reto es definir nuevos modelos de sistemas financieros que permitan avanzar hacia objetivos de reducción de la pobreza y equidad, junto a los de crecimiento y rentabilidad.

Por último, conviene destacar las diferencias contempladas entre las características del microcrédito y las del crédito convencional, al igual que las recogidas entre las entidades de microcrédito y los bancos comerciales. Destacamos, igualmente, la escasa aplicabilidad que tienen las herramientas de las finanzas formales en la práctica de las microfinanzas, por lo que entendemos que los modelos de gestión en ambos sectores, aún realizando operaciones semejantes, deban ser diferentes. Concretamente, y en virtud de los objetivos de esta Tesis Doctoral, nos referimos a la gestión del riesgo de microcrédito frente a la gestión del riesgo de crédito, tarea que dejamos propuesta para el siguiente capítulo del presente trabajo de investigación.

CAPÍTULO II

ANÁLISIS DEL RIESGO DE CRÉDITO EN LAS INSTITUCIONES DE MICROFINANZAS.

- II.1. Introducción.
- II.2. Concepto de Riesgo de Crédito.
- II.3. Concepto de *credit scoring*.
- II.4. Análisis del riesgo de crédito en la Banca.
 - II.4.1. Técnicas paramétricas de *credit scoring*.
 - II.4.1.1. Análisis Discriminante.
 - II.4.1.2. Modelos de Probabilidad Lineal.
 - II.4.1.3. Modelos Logit.
 - II.4.1.4. Modelos Probit.
 - II.4.2. Técnicas no paramétricas de *credit scoring*.
 - II.4.2.1. Programación Lineal.
 - II.4.2.2. Redes Neuronales.
 - II.4.2.3. Árboles de Decisiones.
 - II.4.3. Estudios comparativos de *credit scoring*.
- II.5. Análisis del riesgo de crédito en las Instituciones de Microfinanzas.
 - II.5.1. El modelo de Viganò.
 - II.5.2. El modelo de Sharma y Zeller.
 - II.5.3. El modelo de Zeller.
 - II.5.4. El modelo de Reinke.
 - II.5.5. El modelo de Schreiner.
 - II.5.6. El modelo de Vogelgesand.
 - II.5.7. El modelo de Diallo.
 - II.5.8. El modelo de Meier y Balke.
 - II.5.9. El modelo de Dinh y Kleimeier.

II.5.10. El modelo de Van Gool *et al.*

II.6. Limitaciones en la construcción de los modelos de *credit scoring* para las microfinanzas.

II.7. Ventajas e inconvenientes de la elaboración de un modelo de *scoring* para una Institución de Microfinanzas.

II.7.1. Ventajas del *credit scoring* en las IMFs.

II.7.2. Inconvenientes del *credit scoring* en las IMFs.

II.8. Consideraciones finales.

II.1. INTRODUCCIÓN

Desde su asentamiento como entidades financieras reguladas, las IMF se marcan, entre sus principales objetivos, medir y controlar los riesgos financieros que se presentan en sus actividades.

La situación peculiar en la que se encuentran actualmente los sistemas financieros donde tienen presencia las microfinanzas se ha visto caracterizada por los márgenes financieros reducidos de las entidades de microfinanzas. Si a ello le unimos el desarrollo tecnológico y la globalización de los mercados cuyo desenlace es la desvinculación progresiva del cliente con la entidad, entendemos que, al igual que en la banca comercial, el riesgo de crédito asume un mayor protagonismo de cara a ser un factor competido en este complicado sector, donde, siguiendo la idea propuesta por Caouette *et al* (1998), el próximo gran reto de los mercados financieros es el desarrollo de nuevos métodos y técnicas para valorar el riesgo de crédito. De este modo, Bessis (2002) conceptualiza el riesgo de crédito como las pérdidas asociadas al evento de fallido del prestatario o al evento del deterioro de su calidad crediticia.

Con objeto de medir el riesgo de crédito, el *credit scoring* se erige como una metodología aceptada por el Comité de Basilea para la supervisión bancaria y por los sistemas financieros norteamericano y europeos en la construcción de un sistema de *rating* interno, en la que se clasifica a los solicitantes de crédito según la propia calificación de clientes buenos o malos efectuada por una determinada institución financiera. Si bien los modelos de *credit scoring* en la banca comercial llevan utilizándose varias décadas, en las entidades microfinancieras puede decirse que se encuentran en plena fase de crecimiento respecto a su uso.

La explicación y predicción del riesgo de impago en microfinanzas deben ser abordadas de manera distinta a como se viene haciendo en la banca comercial, debido a las limitaciones tanto en sus bases de datos como en el proceso de elaboración de un sistema de medición del riesgo de microcrédito.

Unos historiales de crédito poco desarrollados y escasos en información impiden predecir la probabilidad que un cliente tiene de atender o no atender al pago de la deuda mediante el uso de los sistemas tradicionales de *credit scoring* desarrollados para la banca.

Por consiguiente, el objetivo que nos planteamos en este capítulo consiste en identificar la metodología más apropiada para la construcción de un modelo de *credit scoring* para las IMFs, teniendo en cuenta las características particulares de estas entidades, así como la información contenida en sus historiales de crédito. Para ello, hemos estructurado el capítulo en siete partes. En la primera y segunda de ellas, abordamos los conceptos de riesgo de crédito y de *credit scoring*, manifestando su utilidad según nuestras necesidades. En la tercera y la cuarta parte del capítulo realizamos una revisión bibliográfica de las técnicas que, a lo largo de los años, se han venido utilizando para la elaboración de modelos de evaluación y predicción del riesgo de crédito e insolvencia del prestatario para la banca comercial y para las microfinanzas, respectivamente. Con esta revisión de modelos se pretende resaltar diferencias entre la gestión del riesgo de crédito y la gestión del riesgo de microcrédito. A continuación, en un quinto punto, planteamos una serie de limitaciones que surgen a la hora de elaborar una aplicación de *credit scoring* y que conducen a un planteamiento diferente en el tratamiento del riesgo de microcrédito. En la quinta parte del capítulo, enumeramos las ventajas e inconvenientes de la construcción y uso de un modelo de *scoring* en las IMFs para, en sexto y último lugar, exponer una serie de consideraciones finales a modo de conclusión del capítulo.

En resumen, la importancia de este capítulo radica en conocer detalladamente la metodología estadística que debemos de seguir de cara a modelizar un sistema de predicción de insolvencia del cliente que solicita un microcrédito en un determinado momento que, a su vez, propondremos en los capítulos tercero y cuarto del presente trabajo de investigación.

II.2. CONCEPTO DE RIESGO DE CRÉDITO

En la actualidad, la actividad financiera se ha convertido en uno de los pilares básicos de la economía de los países que disponen de un sistema financiero relacionado con la actividad empresarial. Así, las entidades financieras desempeñan sus funciones en un entorno donde la competitividad es cada vez mayor dada la globalización de los mercados latente en la economía internacional.

En microfinanzas, la competencia bancaria se ha incrementado sensiblemente en los últimos años, no solo entre las IMFs sino también entre las entidades bancarias que han abierto programas de crédito en un sector que cada vez resulta ser más rentable.

De este modo, en un sector de actividad que está resultando ser tan competitivo, el riesgo se considera como un factor estratégico de cara a tomar un buen posicionamiento en el sector, teniendo en cuenta que éste abre un campo a la investigación bancaria incluyendo su gestión en la toma gerencial de decisiones de las entidades financieras. Entre todos los posibles riesgos empresariales conocidos, el riesgo que nos compete en nuestro trabajo de investigación es el riesgo de crédito.

Enmarcado dentro de los riesgos no diversificables o sistemáticos, el riesgo de crédito, junto con los riesgos de mercado y operacional, son aquellos que, dependiendo de las tendencias del mercado, afectan a todos los componentes de éste (figura II.1)

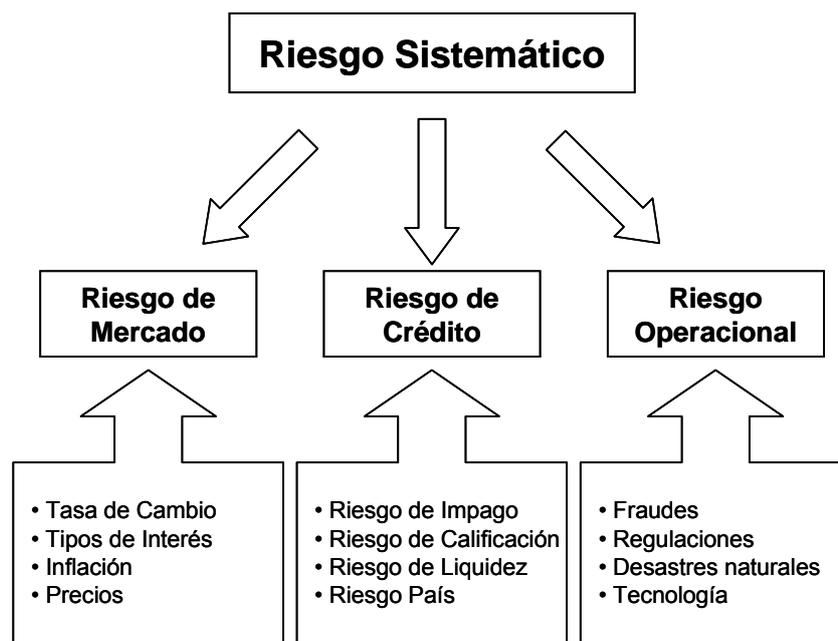


Figura II.1. Tipos de riesgo.

Fuente: Elaboración propia.

Se entiende por riesgo de crédito el riesgo derivado de cambios en la calificación crediticia del emisor derivado de la probabilidad de incurrir en pérdidas derivadas del impago en tiempo o forma de las obligaciones crediticias de uno o varios clientes. Este riesgo surge ante la posibilidad de no acometer al reembolso de los flujos de caja comprometidos mediante un contrato de préstamo, resultando así una pérdida financiera para la correspondiente entidad financiera.

Los componentes del riesgo de crédito son:

- *Riesgo de Impago.* De acuerdo con Samaniego (2005), el riesgo de impago hace referencia a la incertidumbre asociada con la capacidad de la empresa para hacer frente a sus obligaciones financieras futuras, tanto pagos de principal como de intereses.
- *Riesgo de Calificación.* Riesgo que subyace de otorgar una calificación crediticia por parte de una agencia de *rating*, que pone de manifiesto un posible impago futuro. A este respecto, las personas físicas o jurídicas sobre las cuales se emita una calificación se

encuentran afectadas por el riesgo de variación en su calificación, la cual puede afectar a la credibilidad como pagador futuro.

- *Riesgo de Liquidez*. Incertidumbre ligada a la posibilidad de convertir en liquidez un determinado activo.
- *Riesgo País*. Efectos negativos producidos como consecuencia de que un determinado país no cumpla con el pago de su deuda en tiempo y forma.

A la hora de evaluar el riesgo de crédito mediante la metodología VaR (Value at Risk)¹, los factores determinantes del mismo son: la probabilidad de incumplimiento (*default*), la Exposición y la Severidad o tasa de recuperación.

La *probabilidad de incumplimiento* hace referencia a la probabilidad de que el prestatario de un préstamo no haga frente a sus obligaciones contractuales de pago. Conviene destacar la importancia de definir correctamente el concepto de impago, a la vez que establecer relaciones entre éste con la calidad crediticia del cliente, el ciclo económico y con las condiciones del mercado, como puedan ser los tipos de interés.

La *exposición* se define como el valor de mercado de la deuda en el momento en el que se produce el incumplimiento. Se trata de una variable que depende directamente del tipo de préstamo, del tiempo transcurrido hasta el vencimiento de la deuda, del tipo de interés y de la calidad crediticia o *rating* del cliente.

Por último, la *severidad* refleja el porcentaje de pérdida producido por el impago de la deuda una vez transcurrido el proceso de recuperación de ésta. En esta línea, los factores que afectan a esta variable son: el valor actual del coste de la recuperación, la proporción del impago recuperada, la duración del proceso de recuperación, tipo de interés empleado en el cálculo del valor actual y el *rating* del prestatario.

¹ El Comité de Basilea para la Supervisión Bancaria, la Reserva Federal de los Estados Unidos y los Reguladores de la Unión Europea aceptan la metodología VaR como medida adecuada de medición del riesgo de mercado y riesgo de crédito.

II.3. CONCEPTO DE *CREDIT SCORING*

Desde hace algunos años, los avances producidos en los sistemas y mecanismos de almacenamiento de datos han constituido uno de los principales rasgos distintivos de la sociedad de nuestros días, pues su aprovechamiento y utilización de forma adecuada proporciona una información útil para la adopción de decisiones por parte de los distintos usuarios.

Los *credit scoring* son “métodos estadísticos utilizados para clasificar a los solicitantes de crédito, o incluso a quienes ya son clientes de la entidad evaluadora, entre las clases de riesgo ‘bueno’ y ‘malo’” (Hand y Henley (1997)). Así, el *credit scoring*, también conocido como calificación del riesgo de insolvencia o morosidad, puede concebirse como un sistema que, mediante predicciones, califica un crédito y mide el riesgo inherente al mismo.

Según la Real Academia de la Lengua Española, “**medida**” se define, entre otras acepciones, como “proporción o correspondencia de una cosa con otra”, siendo entonces ésta una cantidad que se puede determinar. De igual forma, el término “**calificar**” es definido como apreciar o determinar las calidades o circunstancias de una persona o cosa, lo que quiere decir que se aprecia la existencia o inexistencia en mayor o menor grado de una determinada característica de un crédito. La Real Academia de la Lengua también define “**riesgo**” como “contingencia y proximidad de un daño”. Este concepto está muy relacionado con el ámbito empresarial, describiendo su significado en términos de probabilidad o posibilidad y, en este sentido, podríamos definir el riesgo como la probabilidad de encontrarnos en una situación adversa, y no, la propia situación adversa esperada.

La definición de los conceptos de riesgo de crédito y de *credit scoring* debería, a nuestro juicio, abarcar los tres grandes aspectos referidos en el párrafo anterior. Es por ello que cuando hablamos de riesgo de crédito desde

un punto de vista financiero no ha de entenderse como la pérdida esperada que puede ser ocasionada por el impago de un crédito, sino que hablamos de la variabilidad que se pueda producir en torno a dicha pérdida esperada, fruto de la cercanía a lo adverso. En consecuencia, debemos hablar de “medición del riesgo de crédito” cuando suponemos la obtención de un valor esperado (hallado estadísticamente mediante la esperanza matemática), y la variabilidad (varianza o desviación típica) de ese propio valor esperado.

Por tanto, el *credit scoring* permite evaluar a los clientes y realizar un pronóstico del comportamiento de las devoluciones periódicas así como cuantificar el grado de riesgo implícito en cada operación de crédito en base a datos ya disponibles. El *credit scoring* predice cuál será el comportamiento, atendiendo al riesgo, de un solicitante de crédito, justo en el momento en el que se está llevando a cabo la solicitud, y lo hace mediante un modelo matemático predictivo de comportamiento de riesgo donde se obtiene una puntuación que mide el riesgo ponderado de las diferentes características de un prestatario, un prestamista y un préstamo.

Dicho en otras palabras, el *credit scoring* consiste en clasificar a individuos que solicitan un crédito o préstamo en clientes potencialmente buenos o malos para la entidad prestamista en relación a ciertos datos cuantitativos medibles, así como información no numérica relativa a cualidades recogidas bajo variables de corte cualitativo.

Ante todo, hemos de percatarnos de la importancia de las técnicas estadísticas. Con las técnicas estadísticas de calificación de créditos, en general, se trata de lograr tener un conocimiento de distintos aspectos como son:

- a) El comportamiento financiero en torno a los productos solicitados y a la morosidad.
- b) La relación entre el riesgo y la rentabilidad. El *credit scoring* aporta información sobre el precio o prima por riesgo, volatilidad, diversificación, etc.

- c) El coste de la operación. La agilización general de procesos que se consigue con el *credit scoring* permite la reducción del coste en el proceso de concesión de un crédito.

A nuestro entender, otra de las finalidades de este tipo de herramientas para la toma de decisiones se centra en la posibilidad de interferir en el comportamiento futuro de los clientes, orientado a mejorar la actividad empresarial en general, evitar pérdidas de clientes, incrementar la participación en el mercado de la empresa, etc.

Según apuntan Marais *et al* (1984), la construcción de aplicaciones de *credit scoring* conllevan la consideración de tres elementos: una función de pérdida, relativa al coste de cada tipo de error cometido en la clasificación; una distribución de probabilidad conjunta, que hace referencia a las categorías y variables que definen la población; y, por último, la regla de clasificación del analista decisor.

Suele ser habitual que la función de pérdida y la distribución de probabilidad conjunta no estén totalmente identificadas, por lo que será necesario recurrir a hipótesis y determinar previamente las variables a incluir en el modelo final. La elección de variables constituye la parte difícil del proceso, aunque entendemos que deba depender de la opinión del investigador.

Aunque quizás con menos relevancia, los modelos de calificación estadística también son útiles en otros sectores. Así, Rodríguez-Vilariño (1995), recopila los modelos más importantes de carácter logístico indicando el sector al que se dirige cada uno de ellos. Destaca modelos aplicados principalmente al sector bancario y al sector seguros donde, en este último, el objetivo es el de elaborar aplicaciones capaces de predecir la posible insolvencia de las compañías de seguros.

En resumen, la inclusión de modelos estadísticos de *credit scoring* en las IMFs ha de ir orientada, por una parte, a minimizar costes de administración gracias a la agilización de procesos dentro de la entidad y, por otra, a conseguir

una concesión de créditos más especializada capaz de reducir el índice de morosidad y de incrementar el margen financiero de la institución.

II.4. ANÁLISIS DEL RIESGO DE CRÉDITO EN LA BANCA COMERCIAL

Nos remontamos a más de 68 años, cuando Durand (1941) publicó el primer trabajo donde se empleaban métodos estadísticos que discriminaban entre buenos y malos préstamos. Desde entonces, cuantiosos han sido los trabajos donde investigadores han realizado esfuerzos para desarrollar los mejores modelos teóricos y empíricos de *credit scoring*. No podemos dejar de mencionar los estudios clásicos de Myers y Forgy (1963), Bierman y Hauseman (1970), Orgler (1970) y Apilado *et al* (1974), como precursores del uso del *credit scoring*, antes de que todas las propuestas metodológicas fueran ya conocidas. Por otro lado, trabajos como los de Hand y Henley (1997) y Thomas (2000) han servido de base a cuantiosos autores para realizar la revisión de la literatura sobre *credit scoring*.

En la actualidad, todas las grandes corporaciones bancarias poseen modelos de *credit scoring*. Así lo apunta Mester (1997), en cuyo trabajo se pone de manifiesto que esta metodología es ampliamente utilizada en la medición del riesgo de crédito para préstamos personales, préstamos hipotecarios, préstamos al consumo y, fundamentalmente, en préstamos a empresas.

Como ya se ha visto en el epígrafe anterior, en la realización de un modelo de *credit scoring* mediante el uso de un sistema de puntuación establecido en función de las características del cliente y de la operación de crédito, se podría obtener la probabilidad de que éste cumpla con sus obligaciones de pago. En este sentido, la operación considerada puede resumirse mediante la siguiente expresión:

$$P = f(X_1, X_2, \dots, X_n) + \varepsilon \quad (1)$$

donde X_i son las características del cliente y de la operación de crédito, ε es la perturbación aleatoria, $f(X)$ la función que determina la relación existente entre las variables empleadas y, por último, P es la probabilidad de que el crédito resulte impagado.

Sea cual fuere la metodología empleada, todas acusan el problema de la no aleatoriedad de las muestras cuando se construye un modelo de *credit scoring* utilizando muestras truncadas. Una muestra truncada viene a ser, por ejemplo, la formada por únicamente créditos concedidos. Es habitual que esto ocurra debido a la imposibilidad de obtener datos de créditos que fueron denegados. Por este motivo, los estimadores de los parámetros poblacionales se muestran inconsistentes. Sin embargo, a pesar de esta y otras limitaciones según la técnica que se emplee, los modelos estadísticos suelen ofrecer buenos resultados, por lo que las técnicas paramétricas y no paramétricas que repasaremos a continuación, son consideradas herramientas de gran utilidad para una adecuada toma de decisiones sobre la concesión o rechazo de una solicitud de crédito.

Respecto de las técnicas empleadas en el *credit scoring*, la tabla II.1 resume los métodos más utilizados y generalmente aceptados, indicando las ventajas e inconvenientes del uso de cada una de ellas. Como puede comprobarse, para medir el riesgo de impago en el momento de la concesión de un crédito existe una amplia variedad de técnicas y metodologías para tal cometido. Srinivasan y Kim (1987), Hand y Henley (1997), Mester (1997), Gordy (2000) y Thomas (2000) realizan comparaciones sobre los distintos enfoques alternativos de todas estas técnicas, sin olvidar al “juicio humano” como decisión del analista en la concesión de un crédito.

Tabla II.1. Comparación de técnicas de credit scoring (ventajas e inconvenientes).

			Ventajas	Inconvenientes
Técnicas Paramétricas	Lineales	Análisis Discriminante	<ul style="list-style-type: none"> Buen rendimiento para grandes muestras. Técnicamente conveniente en la estimación y mantenimiento. 	<ul style="list-style-type: none"> Problemas estadísticos y estimadores ineficientes. No arroja probabilidades de impago.
		Modelos de Probabilidad Lineal	<ul style="list-style-type: none"> Buen rendimiento para grandes muestras. Sugieren probabilidades de impago. Parámetros fácilmente interpretables. 	<ul style="list-style-type: none"> Estimadores ineficientes. Las probabilidades estimadas podrían quedar fuera del intervalo (0,1).
	No-Lineales	Modelos Logit	<ul style="list-style-type: none"> Buenas propiedades estadísticas y no son estrictos con las hipótesis sobre los datos. Muestran las probabilidades de impago. Gran rendimiento respecto a la metodología y resultados. 	<ul style="list-style-type: none"> Dificultad de interpretación de los parámetros.
		Modelos Probit	<ul style="list-style-type: none"> Buenas propiedades estadísticas y no son estrictos con las hipótesis sobre los datos. Muestran las probabilidades de impago. 	<ul style="list-style-type: none"> Dificultad de interpretación de los parámetros. Proceso de estimación relativamente complicado.
Técnicas no Paramétricas		Programación Lineal	<ul style="list-style-type: none"> Apto para gran cantidad de variables. Modelo de gran flexibilidad. No requiere una especificación previa del modelo. 	<ul style="list-style-type: none"> No estima parámetros ni probabilidades de impago. Difícil comprensión. Inexactitud en la predicción.
		Redes Neuronales	<ul style="list-style-type: none"> Gran predicción en muestras pequeñas. Modelo de gran flexibilidad. No requiere una especificación previa del modelo. 	<ul style="list-style-type: none"> No estima directamente parámetros ni probabilidades de impago. Difícil comprensión.
		Árboles de decisiones	<ul style="list-style-type: none"> El mejor rendimiento para muchos autores. Modelo de gran flexibilidad. No requiere una especificación previa del modelo. 	<ul style="list-style-type: none"> No estima parámetros ni probabilidades de impago. Difícil comprensión.

Fuente: Adaptado de Kim (2005).

Si nos cuestionamos cuál es el mejor de todos estos modelos, la literatura indica que la conveniencia de un modelo sobre otro responde a características particulares del caso objeto de estudio, es decir, de aspectos como la estructura de los datos, las características y variables, el tamaño de la muestra y la sensibilidad sobre la separación de grupos en la variable respuesta.

A continuación, realizamos una revisión de los trabajos más importantes en materia de *credit scoring* en la banca comercial distinguiendo, para ello, los modelos pertenecientes tanto a técnicas paramétricas como a técnicas no paramétricas. Sin embargo, el interés sobre la conveniencia de una aplicación sobre otras puede abordarse mediante estudios comparativos que utilizan diferentes metodologías de *credit scoring*. Así, en el apartado 3.3.3. de este epígrafe recopilamos aquellas investigaciones más relevantes que comparan resultados de la evaluación del riesgo de crédito, tras ser abordada mediante el uso de diferentes técnicas.

II.4.1. Técnicas Paramétricas de *Credit Scoring*

Las técnicas paramétricas de *credit scoring* son aquellas que utilizan una función de distribución o clasificación conocida, al igual que estiman unos parámetros para explicar un determinado suceso, de tal modo que éstos se ajusten a las observaciones de una muestra. Estas técnicas son muy útiles cuando el conjunto de variables siguen una distribución propuesta, aunque son poco operativos ante muestras de reducido tamaño al no cumplir, en este supuesto, las hipótesis de partida.

Si recordamos la expresión (1), podemos decir que las técnicas paramétricas suponen conocida la función $f(X)$ (lineal, exponencial, etc.), con lo que el único problema reside en la estimación de los parámetros de los que depende el modelo correspondiente en la intención de ajustar mejor los datos. Por tanto, la elección de la forma funcional se establece *a priori*. Esto quiere

decir que si se comete un error en la elección de la función, la consecuencia inmediata es la obtención de un modelo que no ajusta correctamente los datos.

De entre todas las técnicas paramétricas, hemos seleccionado el Análisis Discriminante y los Modelos de Probabilidad Lineal dentro de las aplicaciones lineales, y los Modelos Logit y Modelos Probit encuadrados en las aplicaciones no lineales, pues la abundancia de modelos de *credit scoring* bajo estas técnicas, han quedado muy contrastados en la literatura existente al respecto. En lo que sigue, explicamos metodológicamente cada una de estas técnicas, destacando también las aplicaciones más importantes publicadas desde sus orígenes. Téngase en cuenta que numerosos autores, con el objeto de evaluar el riesgo de impago de un prestatario, proponen estudios comparados de distintas técnicas, manifestando la que resulta más conveniente, *ad hoc*, a cada problema planteado. En el último punto del presente epígrafe, realizamos una revisión de la bibliografía relativa a dichos estudios comparados, indicando los resultados obtenidos para cada una de las técnicas empleadas para la misma muestra en la construcción de modelos de *credit scoring*.

II.4.1.1. Análisis Discriminante

El análisis discriminante consiste en una técnica multivariante que permite estudiar simultáneamente el comportamiento de un grupo de variables independientes con la intención de clasificar una serie de casos en grupos previamente definidos y excluyentes entre sí (Fisher, 1936).

El análisis discriminante tiene un objetivo doble: por una parte, trata de obtener una combinación lineal óptima de variables independientes que maximicen la diferencia entre los grupos definidos *a priori*. Estas combinaciones lineales reciben el nombre de *funciones discriminantes*. Por otro lado, pretende predecir la pertenencia de cada cliente a uno de los grupos mutuamente excluyentes, evaluando así la fortaleza discriminante del modelo.

Para la consecución de este objetivo doble y para la obtención de unos resultados insesgados de la potencia discriminadora del modelo, es recomendable dividir aleatoriamente la muestra del estudio en dos submuestras:

- Una muestra de análisis, para obtener la función discriminante.
- Una muestra de validación. El *hit ratio*² no diferirá con el calculado para la muestra de análisis en caso de que las funciones discriminantes sean válidas.

A continuación se buscará estimar el peso de las variables dentro de la función discriminante, que permita maximizar la separación entre grupos (variabilidad entre grupos) y minimizar las diferencias en los grupos (variabilidad intragrupos).

La ecuación lineal discriminante es una ecuación similar a la regresión múltiple que viene dada por:

$$D = b_0 + b_1X_1 + b_2X_2 + \dots + b_nX_n \quad (2)$$

siendo X_i los valores de las variables predictoras o independientes y b_i los coeficientes estimados a partir de los datos. Como ya hemos indicado, el análisis discriminante trata de separar lo más posible (diferenciar) a los promedios de cada grupo pero respecto a la dispersión de los datos. Cuanto mayor sea la dispersión de los datos, mayor será la conexión de los mismos, por lo que al valorar la función, es necesario tener en cuenta la dispersión o variación de los datos, además de la distancia entre los promedios de cada grupo.

² Indicador de la capacidad discriminante de las funciones, definido por:

$$\text{Hit ratio} = \frac{a+b}{T}$$

siendo:

- a: número de créditos que fueron correctamente pronosticados en el grupo de pagados.
- b: número de créditos que fueron correctamente pronosticados en el grupo de impagados.
- T: número de créditos totales.

Para asegurar la fuerza discriminante en un modelo de *credit scoring* se requiere el establecimiento de unas hipótesis de partida que suponen una limitación para cualquier análisis de clasificación. Eisenbeis (1978) pone de manifiesto los problemas surgidos en la aplicación del análisis discriminante en los modelos de *credit scoring*, por lo que a partir de su investigación fue necesaria la implementación de una serie de hipótesis. Éstas son:

- La muestra utilizada para la elaboración del modelo ha de ser extraída aleatoriamente de la población.
- Normalidad de las variables. Las variables independientes han de seguir una distribución normal multivariante.
- Igualdad de la matriz varianzas-covarianzas de las variables independientes para cada uno de los grupos considerados.
- El vector de medias, las matrices de covarianzas, las probabilidades a priori y el coste del error deben ser magnitudes conocidas.

Estimadas las funciones discriminantes, la capacidad predictiva se evalúa mediante la identificación de un punto de corte óptimo, que permite asignar los casos a cada uno de los grupos definidos por la variable dependiente, obteniéndose de la puntuación discriminante que corresponde a cada caso, a partir de los valores que presenta el individuo en la combinación de variables explicativas que forman las funciones discriminantes. Llamamos *centroides* al valor medio de los resultados discriminantes para un grupo específico de las variables independientes. Así, dependiendo del tamaño de los grupos, el punto de corte se calcula según se muestra en la tabla II.2, apoyado por las figuras II.2 y II.3.

Tabla II.2. *Determinación del Punto de Corte Óptimo.*

Mismo tamaño de los dos grupos (Media aritmética)	Diferente tamaño de los dos grupos (Media ponderada)
$P_0 = \frac{C_a + C_b}{2}$ <p>(Figura 1)</p>	$P_0 = \frac{n_a C_a + n_b C_b}{n_a + n_b}$ <p>(Figura 2)</p>

Fuente: Elaboración propia

siendo:

P_0 : Punto de corte óptimo

C_a : Centroide del grupo A

C_b : Centroide del grupo B

n_a : tamaño del grupo A

n_b : tamaño del grupo B

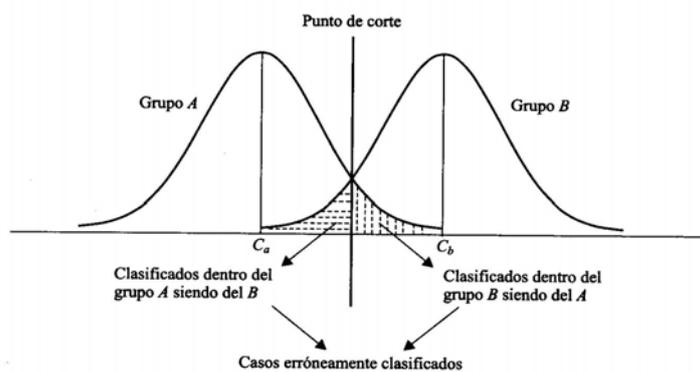


Figura II.2. Punto de corte óptimo ante igualdad de tamaño de los grupos.

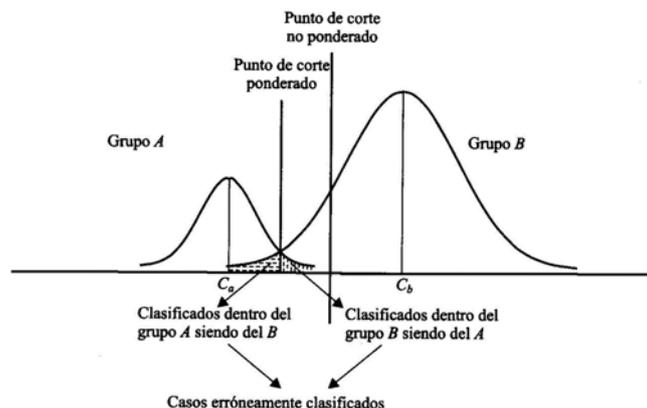


Figura II.3. Punto de corte óptimo ante desigualdad de tamaño de los grupos.

La principal ventaja de esta técnica está en la diferenciación de las características que definen cada grupo, así como las interacciones que existen entre ellas. Se trata de un modelo apropiado para clasificar buenos y malos pagadores a la hora de reembolsar un crédito. Entre los inconvenientes que presenta el análisis discriminante citamos la rigidez a la hora de cumplir las hipótesis de partida (linealidad, normalidad, homocedasticidad e independencia) y, sobre todo, la incapacidad en el cálculo de las probabilidades de impago.

■ Aplicaciones de *credit scoring* con Análisis Discriminante

A partir de los trabajos publicados, entre otros, de Durand (1941) y Myers y Forgy (1963), los cuales tenían como objetivo establecer un sistema que distinguiera y clasificara a los buenos pagadores que solicitaban un crédito de los que no lo eran, Altman (1968) desarrolló la metodología más utilizada para pronosticar la insolvencia empresarial, con variables explicativas en forma de ratios. La Z-score de Altman fue explicada por las variables ingresos netos/ventas, ganancias retenidas/activos, EBIT/activos, valor de mercado del patrimonio neto/valor libros de la deuda y ventas/activos. A partir de entonces, en la tabla II.3 se recogen las aportaciones más importantes de *credit scoring* utilizando el análisis discriminante, donde puede observarse como a partir del modelo de Altman (1968), numerosos autores han incorporado ratios de las

estructuras económica y financiera de grandes empresas para la predicción de la insolvencia empresarial.

Esta metodología fue posteriormente adaptada a la predicción de la morosidad de clientes de entidades bancarias, donde, en adelante, citamos algunos de esos trabajos que han sido relevantes en el uso del análisis discriminante como técnica de *credit scoring*.

Es el caso de Falbo (1991) quien emplea los ratios más utilizados en la literatura sobre predicción de riesgo de insolvencia empresarial en una aplicación de *credit scoring* para una entidad financiera italiana. Como puede apreciarse en la tabla II.4, las variables utilizadas en la construcción del modelo vienen a ser ratios sobre importantes aspectos del balance de situación y la cuenta de pérdidas y ganancias, relativos a la estructura económica, la estructura financiera, la actividad económica y los beneficios.

Tabla II.3. Modelos aplicados de análisis discriminante en la predicción de insolvencia empresarial.

Autores	Fecha publicación	Tipo, nº empresas, fecha, observac. Y nacionalid.	Variable observable	Variables independientes, tipo y número	Porcentaje aciertos, años antes del fracaso y tipo de muestra
Altman	1968	Empresas manufactureras, 33 saneadas y 33 fracasadas en el período 1946-1965, en USA	Quiebra	Capital de trabajo/activo total.	95 %, un año, muestra inicial.
				Beneficios retenidos/activo total.	83 %, dos años, muestra inicial.
				BAIT/activo total.	96 %, un año, muestra secundaria empresas fallidas.
				Valor mercado capital/valor contable de la deuda.	79 %, un año, muestra secundaria empresas saneadas.
				Ventas/activo total. (5)	
Deakin	1972	Empresas industriales, 32 saneadas y 32 fracasadas en el período 1964-1970 en USA	Quiebra	Cash-flow/deuda total.	97 %, un año, muestra inicial.
				Beneficio neto/activo total.	95,5 %, dos años, muestra inicial.
				Deuda total/activo total.	95,5 %, tres años, muestra inicial.
				Activo circulante/activo total.	78 %, un año, muestra secundaria.
				Activo disponible/activo total.	
				Capital de trabajo/activo total.	
				Caja/activo total.	
				Activo circulante/pasivo circulante.	
				Activo disponible/pasivo circulante.	
				Caja/pasivo circulante.	
				Activo circulante/ventas.	
				Activo disponible/ventas.	
				Capital de trabajo/ventas.	
				Caja/ventas. (14)	
Edmister	1972	Pequeñas empresas, 42 saneadas y 42 fallidas + 282 saneadas y 282 fallidas, en el período 1954-1969, en USA	No haber devuelto un crédito a la Administración. USA	Beneficio antes de impuestos más amortizaciones/pasivo circulante.	93 %, conjunto de datos tres años antes de la concesión del préstamo, muestra inicial.
				Capital/ventas.	
				Capital de trabajo neto/ventas.	
				Pasivo circulante/capital.	
				Existencias/ventas (Tend. Ascendente).	
				Activo disponible/ pasivo circulante. (Tendencia ascendente)	
				(Tendencia descendente)	

CAPÍTULO II: ANÁLISIS DEL RIESGO DE CRÉDITO EN LAS INSTITUCIONES DE MICROFINANZAS

Tabla II.3. Modelos aplicados de análisis discriminante en la predicción de insolvencia empresarial (continuación).

Autores	Fecha publicación	Tipo, nº empresas, fecha, observac. Y nacionalid.	Variable observable	Variables independientes, tipo y número	Porcentaje aciertos, años antes del fracaso y tipo de muestra
Blum	1974	Empresas industriales, 115 saneadas y 115 fracasadas, en el período 1954-68, en USA	Quiebra	Ratio de flujo disponible. Activo disponible neto/existencias. Cash-flow/deuda total. Patrimonio neto Mercado/deuda total. Patrimonio neto contable/deuda total. Tasa de retorno para los accionistas. Beneficio neto (Desviación estándar. Tendencia declinante. Pendiente línea tendencia). Activo disponible neto/existencias. (Desviación estándar. Tendencia declinante. Pend. Línea tendencia). (12)	93 %, un año, muestra inicial. 80 %, dos años, muestra secundaria. 70 %, tercer, cuarto y quinto años, muestra secundaria.
Sinkey	1975	Empresas bancarias, 110 saneadas y 110 problemáticas en el período 1972-73, en USA	Clasificación del banco como problemático según el FDIC.	Caja + valores del tesoro/activo. Préstamos/activo. Provisión pér. Pret./gastos operat. Préstamos/capital + reservas. Gastos operativos/ingresos operativos. Ingresos por préstamos/ingreso total. Ingresos valores Tesoro/ingreso total. Ingreso obligaciones estatales y locales/ Ingreso total. Interés depósitos/ingreso total. Otros gastos/ingreso total. (10)	82 %, un año, muestra inicial. 76 %, dos años, muestra inicial. 75 %, un año, muestra s/Lachen-bruch. 69 %, dos años, muestra s/Lachen-bruch.
Altman y Loris	1976	Intermediarios financieros, 113 saneados y 40 fracasados en el período 1971-73, en USA	Liquidación forzosa.	Beneficio neto después de impuestos/ activo total. Pasivo total + préstamos subord./ capital. Activo total/capital neto ajust. Capital final-adiciones/capital inicial. Edad de la Empresa. Variable compuesta. (6)	90 %, un año, muestra inicial. 86 %, un año, muestra s/Lachen-bruch.

Tabla II.3. Modelos aplicados de análisis discriminante en la predicción de insolvencia empresarial (continuación).

Autores	Fecha publicación	Tipo, nº empresas, fecha, observac. Y nacionalid.	Variable observable	Variables independientes, tipo y número	Porcentaje aciertos, años antes del fracaso y tipo de muestra	
Altman, Haldeman y Narayanan	1977	Empresas manufactureras, y detallistas, 58 saneadas y 53 fracasadas, en el período 1969-75, en USA	Quiebra	BAIT/activo total.	93 %, un año, muestra inicial.	
				(Nivel de ratio. Tendencia).	89 %, dos años, muestra inicial.	
				BAIT/intereses deuda (\log_{10}).	91 %, un año, muestra s/Lachen-bruch.	
				Beneficios retenidos/activo total.		
				Activo circulante/pasivo circulante.		
				Capitales propios/capitales permanentes.		
				Activo total (\log_{10}).		
Moyer	1977	Empresas industriales, 27 saneadas y 27 fracasadas, en el período 1965-75, en USA	Quiebra	Cash-flow/deuda total.	85 %, un año, muestra inicial.	
				Medida de descomposición del Balance (2)	83 %, dos años, muestra inicial.	
					65 %, tres años, muestra inicial.	
Dambolena y Khoury	1980	Empresas manufactureras y detallistas, 23 saneadas y 23 fracasadas, en el período 1969-75, en USA	Quiebra	Beneficio neto/ventas.	96 %, un año, muestra inicial.	
				Beneficio neto/activo total.	89 %, tres años, muestra inicial.	
				Activo fijo/patrimonio neto.	87 %, un año, muestra s/Lachen-bruch.	
				(nivel de ratio y desviación típica).	85 %, tres años, muestra s/Lachen-bruch.	
				Deuda a LP/capital de trabajo neto.		
				Deuda total/activo total.		
				Existencias/capital de trabajo neto.		
		(Desviación típica). (Modelo para cinco años, variables similares para un año). (7)				
Zollinger	1982	Empresas del sector construcción, 334 saneadas y 18 fallidas, en el período 1975-1977, en Francia.	Incidentes de pago.	Ventas.		
				BAIT/valor de la producción.		
				Autofinanciación/ventas.	75 %, conjunto de datos tres o cuatro años antes del impago de la deuda.	
				Fondo de rotación/neces. de financ.		
				Activo neto/pasivo.		
Fondos propios/deudas. (6)						

Tabla II.3. Modelos aplicados de análisis discriminante en la predicción de insolvencia empresarial (continuación).

Autores	Fecha publicación	Tipo, nº empresas, fecha, observac. Y nacionalid.	Variable observable	Variables independientes, tipo y número	Porcentaje aciertos, años antes del fracaso y tipo de muestra
Richardson y Davidson	1983	Empresas que cotizaban en la American Stock Exchange, 686 saneadas y 18 fracasadas, en el año 1976, en USA	Quiebra o suspensión de cotización en la Bolsa.	Las mismas del modelo de Altman 1968. (5)	72 %, dos años, muestra simulada a partir de la muestra inicial. (25 empresas fracasadas y 700 saneadas).
El Hennawy y Morris	1983	Empresas manufactureras, de construcción y distribución, 53 saneadas y 53 fracasadas, en el período 1960-71, en el Reino Unido.	Quiebra	BAIT + amortizaciones/activo total. Deuda a LP/capital neto. Activo circulante/activo total. Variable dicotómica para el sector de construcción. Variable dicotómica para el sector de distribución. (5)	98 %, un año, muestra inicial. 98 %, un año, muestra secundaria. 91 %, dos años, muestra inicial. 100 %, dos años, muestra secundaria.

Fuente: Martín (1985)

Tabla II.4. *Variables explicativas. Falbo (1991).*

VARIABLES
Deuda total / capital en libros
Porcentaje de variación del valor añadido
Beneficio bruto / volumen de negocio
Producción terminada / compras
Fondos propios / total activo
Beneficio neto / deuda total
Deudas comerciales / compras
Beneficio bruto / gastos financieros
10 ¹² Liras / volumen de negocio
Gastos financieros / valor añadido
Beneficio neto / capital en libros
Beneficio neto / volumen de negocio
Amortización acumulada inmovilizado / inversión en capital
Valor añadido / volumen de negocio
Capital de trabajo / deuda a largo plazo
Amortización técnica / inversión en capital
Amortización técnica / valor añadido

Fuente: Elaboración propia a partir de Falbo (1991).

Finalmente, considerando los 17 ratios para 51 empresas durante tres años, los resultados del modelo de Falbo (1991) se muestran en la tabla II.5. Posteriormente, el proceso de validación realizado para una muestra de 48 empresas elegidas aleatoriamente, concluyó un porcentaje correcto en la clasificación del 72,92%.

Tabla II.5. *Resultados del modelo predicción. Falbo (1991).*

Observado	Pronosticado		Porcentaje
	Pagadores	Fallidos	
Pagadores	30	1	96,77%
Fallidos	5	15	75,00%
Porcentaje Global de acierto			88,24%

Fuente: Elaboración propia a partir de Falbo (1991).

Cabe destacar la utilización del análisis discriminante en la elaboración de sistemas de *rating* internos para instrumentos de deuda (préstamos y bonos) tendentes al cálculo de la pérdida inesperada en las organizaciones bancarias aplicando la teoría de formación de carteras de Markowitz. Es el

caso de Altman y Saunders (1998), quienes a partir de la Z-Score de Altman (1968), determinaron una variante que denominaron Z''-Score, cuyo resultado final viene expresado como sigue:

$$Z''\text{-Score} = 6,56X_1 + 3,26X_2 + 6,72X_3 + 1,05X_4 + 3,25 \quad (3)$$

donde:

X_1 : Capital de trabajo / Activo total

X_2 : Reservas / Activo total

X_3 : BAIT / Activo total

X_4 : Capital en libros / Pasivo Total

A continuación, la pérdida inesperada de la cartera, calculada a partir de las pérdidas inesperadas individuales junto con el correspondiente índice de correlación, viene expresado por:

$$UAL_p = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N X_i X_j \sigma_i \sigma_j \rho_{ij} \quad (4)$$

Por otra parte, hemos de destacar los modelos de *credit scoring* aplicando el análisis discriminante basado en distancias³. Distinguiendo entre variables explicativas del crédito, variables sociales del cliente, características económicas del cliente y aquellas variables relativas a la relación entre prestatario y prestamista, Boj *et al* (2009a) desarrollaron para una muestra de mil créditos una aplicación de *credit scoring* teniendo en cuenta las variables explicativas señaladas en la tabla II.6.

³ Los métodos de análisis estadístico multivariante basados en distancias son adecuados cuando tratamos con variables explicativas de tipo mixto, es decir, una mezcla de variables cuantitativas, cualitativas y binarias. Para el detalle teórico y práctico, véase Cuadras (1989, 1992), Cuadras *et al* (1997) y Boj *et al* (2009b)

Tabla II.6. *Variables explicativas. Boj et al (2009a).*

TIPO DE VARIABLE	DESCRIPCIÓN
DEL CRÉDITO	Duración en meses (numérica) Importe del crédito (numérica) Destino del crédito (categórica)
SOCIALES DEL CLIENTE	Residencia actual desde (numérica) Edad en años (numérica) Estado civil y sexo (categórica) Teléfono (binaria) Trabajador extranjero (binaria)
ECONÓMICAS DEL CLIENTE	Saldo de la cuenta corriente (categórica ordinal) Cuenta de ahorros (categórica ordinal) Tiene empleo (binaria) Presenta empleo desde (categórica ordinal) Cuota del crédito / Renta disponible (numérica) Número de personas a su cargo (numérica) Propiedades (categórica) Régimen de vivienda (categórica) Situación profesional (categórica)
RELACIÓN CLIENTE / BANCO	Número de créditos activos con el banco (numérica) Historial crediticio (categórica) Otras personas en el crédito (categórica)

Fuente: Elaboración propia a partir de Boj et al (2009a).

Los resultados del modelo de predicción mediante el uso del análisis discriminante, medidos por los porcentajes de correcta clasificación (PCC) se muestran en la tabla II.7.

Tabla II.7. *Resultados del modelo predicción. Boj et al (2009a).*

Observado	Pronosticado		Porcentaje
	Pagadores	Fallidos	
Pagadores	734	266	73,40%
Fallidos	277	723	72,30%
Porcentaje Global de acierto			72,60%

Fuente: Elaboración propia a partir de Boj et al (2009a).

En los últimos tiempos, se vienen realizando propuestas mixtas teóricas de análisis discriminante con un algoritmo genético, consiguiendo así elaborar modelos híbridos de *credit scoring* combinando una técnica paramétrica con otra no paramétrica. Es el caso de Esteve (2007), quien desarrolló una nueva forma de clasificación donde, tras aplicar conjuntamente el análisis

discriminante y el algoritmo de Kohonen⁴ a una serie de variables explicativas (ver tabla II.8), obtuvo las probabilidades de impago requeridas en la norma de Basilea II para construir un modelo interno de cálculo de riesgo (IRB).

Tabla II.8. *Variables explicativas. Esteve (2007).*

VARIABLES
Año de nacimiento
Número de hijos
Personas dependientes
Tenencia de teléfono
Renta del cónyuge
Renta del cliente
Valor del hogar
Hipoteca pendiente
Gastos en hipoteca o alquiler
Gastos en préstamos
Gastos en compras a plazos
Gastos en tarjetas de crédito

Fuente: Elaboración propia a partir de Esteve (2007).

Sobre una muestra de 897 observaciones extraídas de la población, de las cuales aproximadamente el 70.5% se corresponde con clientes pagadores y el 29,5% restante con clientes fallidos, obtuvo unos resultados en la clasificación mostrados en la tabla II.9 para un punto de corte aproximado en la clasificación de 0,71. Puede observarse que con la muestra seleccionada resultaba fácil detectar los clientes solventes, pero no así, los insolventes, debiéndose, según la autora, a la similitud de las características entre buenos y malos clientes.

⁴ Red neuronal orientada a la clasificación de términos utilizando la información derivada del término anterior y posterior. La simulación empleada conlleva la creación de una capa competitiva de cierta complejidad, donde cada neurona ejerce una influencia sobre el resto de las neuronas de su capa que va a ser función de la distancia entre las mismas, es decir, cada neurona ejerce una influencia positiva sobre sí misma y sobre las neuronas topológicamente cercanas. Esta influencia va decreciendo a medida que aumenta la distancia entre las neuronas, hasta hacerse negativa, para tener finalmente una influencia positiva sobre las más alejadas. Como consecuencia de esto, en la capa se da una burbuja de actividad formada por todas aquellas unidades que están cercanas a la ganadora, las cuales participan del refuerzo correspondiente al aprendizaje. Véase el texto de Kohonen *et al* (1999) para el detalle teórico del algoritmo.

Tabla II.9. *Resultados del modelo predicción. Esteve (2007).*

Observado	Pronosticado		Total
	Pagadores	Fallidos	
Pagadores	100%	0%	100,00%
Fallidos	64%	36%	100,00%
Porcentaje Global de acierto			81,12%

Fuente: Elaboración propia a partir de Esteve (2007).

Por su parte, Lee *et al* (2002) construyeron un sistema híbrido de *credit scoring*, donde los resultados obtenidos en el modelo de puntuación mediante análisis discriminante, actúan como nodos de entrada en una red neuronal⁵, en el que el nodo de salida refleja la situación financiera del cliente. La tabla II.10 muestra las variables empleadas en el análisis.

Tabla II.10. *Variables explicativas. Lee et al (2002).*

VARIABLES
Sexo
Edad
Estado civil
Nivel educativo
Ocupación
Puesto de trabajo
Ingresos anuales
Estado residencial
Límites de crédito

Fuente: Elaboración propia a partir de Lee *et al* (2002).

Utilizando una muestra de 2.000 observaciones extraídas de una cartera de créditos, el porcentaje correcto en la clasificación procedente del modelo híbrido de análisis discriminante y red neuronal viene reflejado en la tabla II.11, donde puede apreciarse una mayor precisión en la clasificación correcta de los clientes que atienden a tiempo sus obligaciones crediticias.

⁵ Una revisión completa en materia de Redes Neuronales será abordada más adelante.

Tabla II.11. *Resultados del modelo predicción. Lee et al (2002).*

Observado	Pronosticado		Porcentaje
	Pagadores	Fallidos	
Pagadores	845	146	85,27%
Fallidos	380	629	62,34%
Porcentaje Global de acierto			73,70%

Fuente: Elaboración propia a partir de Lee et al (2002).

En el último apartado del presente epígrafe completamos la revisión bibliográfica de los modelos de *credit scoring* que utilizan la técnica de análisis discriminante, donde presentamos los resultados de las investigaciones que fueron abordadas comparativamente mediante el uso de técnicas paramétricas y no paramétricas.

II.4.1.2. Modelos de Probabilidad Lineal

Los modelos de probabilidad lineal utilizan un enfoque de regresión por mínimos cuadrados, donde la variable dependiente (variable *dummy*) toma el valor de uno (1) si un cliente es no pagador, o el valor de cero (0) si el cliente cumple con su obligación de pago. La ecuación de regresión es una función lineal de las variables explicativas.

El modelo de probabilidad lineal considera el modelo clásico de regresión lineal, pues la relación que se establece entre las variables es lineal:

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 x_{1i} + \beta_2 x_{2i} + \dots + \beta_k x_{ki} + \varepsilon_i \quad (5)$$

o en forma matricial:

$$Y = X\beta + \varepsilon \quad (6)$$

y por lo tanto:

$$E(Y) = X\beta \quad (7)$$

Siendo Y_i de la expresión (5) una variable aleatoria binaria que toma el valor 0 si el deudor cumple con los pagos normalmente, y 1 si entra en mora. Disponiendo de una muestra aleatoria de n observaciones, definimos Ω_i como el conjunto de información relevante asociado con el individuo i , utilizado para explicar Y_i .

La probabilidad de ocurrencia del evento Y_i condicionada al conjunto de información Ω_i se expresa como:

$$P_i = \Pr(Y_i = 1|\Omega_i) \quad (8)$$

Puesto que Y_i , toma los valores 0 y 1, la esperanza de Y_i , condicionada a Ω_i es:

$$E(Y_i|\Omega_i) = 1P_i + 0(1 - P_i) = P_i = \Pr(Y_i = 1|\Omega_i) \quad (9)$$

Asumiendo que Ω_i está compuesto por un vector columna X_i para k variables explicativas e incluyendo además la ordenada en el origen, β es un vector columna que contiene los parámetros correspondientes a las variables explicativas que trata de modelizar según el método de probabilidad lineal de acuerdo con la expresión (6), donde:

$$E(\varepsilon_i|X_i) = 0 \text{ y } E(\varepsilon_i) = 0, \quad (10)$$

y utilizando (9),

$$E(\varepsilon_i|X_i) = P_i = \beta_i X_i \quad (11)$$

Aunque estamos estimando una probabilidad, que debe tomar valores entre cero y uno, el valor estimado a partir del modelo $\hat{Y} = X\hat{\beta}$ no garantiza que se verifique dicha restricción, pudiendo dar valores negativos o superiores a uno, hecho que conduce a considerar el *modelo de probabilidad lineal truncado*, que restringe los valores estimados al intervalo cero–uno:

$$\pi = \begin{cases} 0 & \text{si } X\beta < 0 \\ X\beta & \text{si } 0 \leq X\beta \leq 1 \\ 1 & \text{si } X\beta > 1 \end{cases} \quad (12)$$

Sin embargo, esta solución no es satisfactoria, ya que una pequeña variación del valor de las variables independientes produce en los extremos un salto muy grande, y esa discontinuidad provoca que la estimación del modelo sea inestable.

El modelo de probabilidad lineal presenta como principal ventaja que la estimación y la interpretación es bastante simple, aunque dos desventajas que han hecho que estos modelos hayan caído en desuso. La primera de ella, tal y como hemos mencionado con anterioridad, hace referencia a que el valor estimado a partir del modelo $\hat{Y} = X\hat{\beta}$ no garantiza que la probabilidad se encuentre en el $[0,1]$, con lo que el modelo podría estimar probabilidades negativas o mayores que uno. Siendo así, el modelo carecería de significado económico. Un segundo problema reside en que el error del modelo estimado no es homocedástico, lo que conduce a una ineficiencia en las estimaciones de los parámetros β .

La resolución de estos inconvenientes pasa por el uso de modelos econométricos estimados por máxima verosimilitud, pues tienen en cuenta la naturaleza discreta de la variable explicada. Se trata de los modelos de respuesta o de elección binaria (modelos logit y probit), los cuales limitan el cálculo de la probabilidad de impago al intervalo $[0,1]$.

■ **Aplicaciones de *credit scoring* con Modelos de Probabilidad Lineal**

Orgler (1970) fue el precursor de esta técnica usando el análisis de regresión en un modelo para préstamos comerciales. Para ello, utilizó un extenso número de ratios financieros relevantes y otras variables extraídas de informes financieros, agrupándolas, esencialmente, en variables de liquidez, rentabilidad, apalancamiento y actividad.

Al tratarse de un modelo de regresión, la hipótesis de partida que concierne a la multicolinealidad no se cumplía para todas las variables. Tras eliminar aquellas variables que no respetaban dicha hipótesis de partida, las variables significativas del modelo final de *credit scoring*, para 300 observaciones, fueron las que mostramos en la tabla II.12.

Tabla II.12. *Variables explicativas. Orgler (1970).*

VARIABLES	DESCRIPCIÓN
Crédito asegurado / Crédito sin garantía	Variable dummy: (0) para créditos garantizados y (1) para créditos sin garantía.
Crédito vencido / Crédito vigente	Variable dummy: (0) para créditos vencidos y (1) para créditos vigentes.
Empresa auditada	Variable dummy: (0) para créditos a empresas no auditadas y (1) para créditos a empresas auditadas.
Beneficio neto > ó < 0	Variable dummy: (0) para créditos a empresas con pérdidas y (1) para créditos a empresas con beneficios.
Ratio Capital de trabajo / Activo Corriente	Variable continua.
Critica	Variable <i>dummy</i> : (0) para créditos a empresas a los cuales les rechararon algún crédito anteriormente y (1) para empresas sin créditos rechazados con anterioridad.

Fuente: Elaboración propia a partir de Orgler (1970).

Para la clasificación, Orgler (1970) determinó dos puntos de corte, habilitando así tres regiones de pronóstico de los créditos objeto de estudio.

Por una parte, los créditos pronosticados como “malos”; por otra parte, los créditos pronosticados como “buenos” y, por último, los créditos pronosticados como “marginales”, que hacen referencia a aquellos créditos cuyo pronóstico no es decisivo y que requieren de una mayor atención por parte de la persona encargada de evaluar el crédito. En este sentido, los resultados del modelo en función del porcentaje correcto en la clasificación pueden observarse en la tabla II.13.

Tabla II.13. *Resultados del modelo predicción. Orgler (1970).*

Estimación				
Observado	Pronosticado			Total
	Malos	Marginales	Buenos	
Malos	80,00%	16,00%	4,00%	100,00%
Buenos	20,40%	54,70%	24,90%	100,00%
Total	35,30%	45,00%	17,70%	100,00%

Validación				
Observado	Pronosticado			Total
	Malos	Marginales	Buenos	
Malos	75,00%	22,50%	2,50%	100,00%
Buenos	17,50%	47,50%	35,00%	100,00%
Total	36,70%	39,20%	24,10%	100,00%

Fuente: Elaboración propia a partir de Orgler (1970).

Un año más tarde, Orgler (1971) recurrió a esta misma técnica para construir un modelo de *credit scoring* para préstamos al consumo, destacando el alto poder predictivo de las variables sobre el comportamiento del cliente, clasificadas fundamentalmente en cuatro grandes grupos: liquidez, rentabilidad, apalancamiento y actividad.

Por su parte, Plotnicki (2005) elaboró un modelo de probabilidad lineal para predecir el incumplimiento en pequeñas y medianas empresas en Argentina. Las variables explicativas empleadas fueron descritas como variables *dummy* tal y como puede apreciarse en la tabla II.14.

Tabla II.14. *Variables explicativas. Plotnicki (2005)*⁶.

VARIABLES	DESCRIPCIÓN
Inhabilitación en la cuenta corriente	Variable dummy: (1) Inhabilitación por rechazo de más de cinco cheques (causal sin fondos) y sin posibilidad de rescatarlos y (0) Sin inhabilitación, o con menos de cinco cheques rechazados por sin fondos o rescatados
Ingreso financieras/bancos categoría C y/o salida bancos categoría A últimos 18 meses	Variable dummy: (1) Si se verifica movimiento de bancos y (0) Mantiene igual categoría de bancos
Aumento / Disminución en la deuda bancaria, últimos 18 meses	Variable dummy: (1) Si aumentó/disminuyó en un 20% los compromisos financieros y (0) Si aumentó/disminuyó en menos de un 20% los compromisos financieros
Demandas judiciales	Variable dummy: (1) Juicio/s como demandado y (0) Sin juicios
Pago de la ART	Variable dummy: (1) Rescisión por falta de pago y (0) Afiliación vigente
Inhibición por embargos de AFIP	Variable dummy: (1) Con embargos vigentes. y (0) Sin embargos vigentes o ya levantados

Fuente: Elaboración propia a partir de Plotnicki (2005).

Con posterioridad, el autor consideró tres puntos de corte para delimitar cuatro zonas de clasificación cuyo criterio de inclusión y los resultados obtenidos en el modelo se muestran en la tabla II.15.

Tabla II.15. *Resultados del modelo predicción. Plotnicki (2005).*

Zona de Clasificación	Criterio (Puntuación expresado en %)	Resultado	
Zona de aceptación	< 20%	60,00%	Empresas no default
		15,00%	Empresas default
Zona de aceptación condicionada	20% - 30%	34,50%	Empresas no default
		35,00%	Empresas default
Zona revisión previo rechazo	30% - 40%	3,60%	Empresas no default
		10,00%	Empresas default
Zona rechazo	> 40%	1,80%	Empresas no default
		40,00%	Empresas default

Fuente: Elaboración propia a partir de Plotnicki (2005).

Aún habiendo caído en desuso los modelos de regresión y de probabilidad lineal, Avery *et al* (2004) elaboraron una aplicación de *credit*

⁶ ART: Aseguradora de Riesgos de Trabajo
AFIP: Administración Federal de Ingresos Públicos

scoring usando la regresión lineal sobre la que argumentaron una serie de premisas a tener en cuenta en la construcción e interpretación de resultados de cualquier modelo de *scoring*.

La investigación tenía por objeto determinar explicativamente los factores que incidían en el hecho de que un cliente dejara de pagar un préstamo. Llegaron a la conclusión de que la probabilidad de que un cliente incurriera en morosidad dependía de las condiciones económicas actuales, y no tanto de la calidad crediticia que un cliente presentaba en su historial de crédito. Por otro lado, comprobaron que la información de dicho historial crediticio sobreestimaba la probabilidad de incumplimiento en aquellas zonas en las que existe recesión económica y, por el contrario, subestimaba esta probabilidad en aquellas regiones cuyas condiciones económicas eran excepcionalmente fuertes. Este argumento fue respaldado al comprobar que la probabilidad de impago considerando características económicas actuales era menor que la probabilidad calculada con información del cliente recogida en momentos en los que éste atravesaba problemas aislados en el tiempo en la devolución del crédito. Junto con estos resultados, Avery *et al* (2004) sugieren que las crisis económicas temporales o personales, como pueda ser un cese en la percepción de ingresos del cliente, son factores importantes que influyen en el comportamiento de pago, incluso después de evaluar la capacidad de pago a través de un modelo de *credit scoring* construido a partir de un historial de crédito.

Cabe destacar la evolución que han tenido los modelos de *credit scoring* en lo que al tipo de variables incluidas en el mismo se refiere. Como puede apreciarse, los modelos de regresión y de probabilidad lineal se incluyen dentro de los modelos de elección cualitativa. Esto quiere decir, que la construcción de variables categóricas (polinómicas y dicotómicas o *dummy*) hace posible la consideración de características socioeconómicas y personales del prestatario. Sin embargo, tal y como hemos señalado con anterioridad, la calificación estadística aplicando análisis de regresión y modelos de probabilidad lineal dejó de utilizarse en el momento que surgieron las técnicas paramétricas no lineales como son el análisis de regresión logística y el análisis probit.

II.4.1.3. Modelos Logit

El modelo *logit* o de *regresión logística* viene a ser la aplicación estadística más usada que arroja probabilidades de ocurrencia (por ejemplo, la probabilidad de ser impagado) previamente establecidos, debido a la mayor facilidad de cálculo y a la mejor interpretación y valoración del modelo en su conjunto. Según esta metodología, la clasificación del cliente que solicita un crédito se realiza en base al comportamiento de las variables independientes de cada individuo. Se trata de un modelo de elección binaria en el que la variable dependiente puede tomar los valores 0 ó 1, aplicando la función de distribución logística obtenida a partir de la probabilidad *a posteriori* aplicada al análisis discriminante mediante el teorema de Bayes:

$$\Lambda(X\beta) = P_i = P(Y = 1|X) = F(Z_i) = \frac{e^{X\beta}}{1 + e^{X\beta}} = \frac{1}{1 + e^{-X\beta}} \quad (13)$$

Según lo indicado, el modelo de regresión logística o logit puede formularse en términos de probabilidad, a través de la función logística, como:

$$P_i = \frac{e^{\beta_0 + \beta_1 x_{1i} + \beta_2 x_{2i} + \dots + \beta_k x_{ki}}}{1 + e^{\beta_0 + \beta_1 x_{1i} + \beta_2 x_{2i} + \dots + \beta_k x_{ki}}} = \frac{1}{1 + e^{-(\beta_0 + \beta_1 x_{1i} + \beta_2 x_{2i} + \dots + \beta_k x_{ki})}} \quad i = 1, 2 \dots n \quad (14)$$

expresión que estima la probabilidad de que se produzca el evento o de que, en nuestro caso, un individuo resulte fallido (opción 1), dados unos determinados valores de las variables explicativas.

Para facilitar la interpretación del modelo, se pretende buscar una expresión que venga dada como una función lineal de las variables explicativas. Para ello, la inversa de la función logística, que es el *logit* o *logaritmo de la odds* o *ventaja* de que un suceso ocurra, se interpreta como la

preferencia de elegir la alternativa uno de la variable respuesta, frente a la alternativa cero:

$$\text{logit}(P_i) = \ln \left[\frac{P_i}{1 - P_i} \right] = \beta_0 + \beta_1 x_{1i} + \beta_2 x_{2i} + \dots + \beta_k x_{ki} \quad , \quad i = 1, 2 \dots n \quad (15)$$

Otra formulación del modelo de regresión logística es la que estima la ventaja o preferencia (*odds*) de un individuo por la categoría uno frente a la cero de la variable dependiente, definiéndose como el cociente entre la probabilidad de que ocurra un acontecimiento y la probabilidad de que no ocurra, que es su complementaria:

$$\frac{P_i}{1 - P_i} = e^{\beta_0 + \beta_1 x_{1i} + \dots + \beta_k x_{ki}} = e^{\beta_0} \cdot e^{\beta_1 x_{1i}} \cdot \dots \cdot e^{\beta_k x_{ki}} = e^{\beta_0} (e^{\beta_1})^{x_{1i}} \dots (e^{\beta_k})^{x_{ki}} \quad i = 1, 2 \dots n \quad (16)$$

La expresión (13) del modelo facilita la interpretación de los coeficientes de regresión logística, asemejándose a los parámetros de un modelo de regresión lineal. De esta forma, se interpretan los parámetros del modelo como el efecto lineal de cambio de una unidad en una variable independiente en el logaritmo de la razón de probabilidades de un suceso, es decir, cada coeficiente refleja el cambio en el logit correspondiente a un cambio unitario en la variable independiente considerada.

El cambio en el logit se interpreta mediante la introducción de una medida de asociación, denominada *odds ratio* o *cociente de ventajas*, que se define como la razón de la odds o ventaja de la probabilidad de que ocurra un suceso para un determinado valor de la variable respecto a la odds para otro valor de la misma, indicativo de cuánto más probable (o improbable) es que ocurra el suceso que se analiza entre los individuos que presentan cada categoría de la variable independiente (x_j). Así:

$$\hat{\Psi}_{x_1, x_0} = \frac{\text{odds}(x_1)}{\text{odds}(x_0)} = \frac{\frac{\hat{\pi}(x_1)}{1 - \hat{\pi}(x_1)}}{\frac{\hat{\pi}(x_0)}{1 - \hat{\pi}(x_0)}} = e^{\hat{\beta}_j(x_1 - x_0)} \quad (17)$$

La odds ratio resulta ser el parámetro de interés en regresión logística por su facilidad de interpretación, aunque, debido a que su estimación tiene una distribución asimétrica, las inferencias realizadas se basan en la distribución muestral de $\ln(\hat{\Psi}) = \hat{\beta}_j$, la cual sigue una distribución normal.

Seguidamente, para evaluar el modelo de regresión logística se requiere de la comprobación de dos aspectos. El primero de ellos consiste en comprobar si las variables explicativas incluidas en el modelo están estadísticamente relacionadas con la variable respuesta. Para ello, el modelo realiza una comparación entre los valores observados y los valores estimados tomando como base el logaritmo de la función de verosimilitud, donde se obtiene, entonces, el estadístico D , que se denomina *deviance* (o desviación). Posteriormente, se compara el valor del estadístico D para los modelos con y sin cada variable incluida en la ecuación, obteniéndose el estadístico G ó *cambio en la deviance* debido a la inclusión de una variable explicativa en el modelo, que también se denomina χ^2 (Chi-cuadrado) del modelo, ya que, bajo la hipótesis nula de que el coeficiente de la variable explicativa cuya significación se trata de evaluar, β_j , es cero, sigue una distribución χ^2 con un grado de libertad, que resulta de la diferencia de grados correspondientes a los dos modelos. Esto es:

$$G = -2 \ln \left[\frac{\text{Verosimilitud sin la variable}}{\text{Verosimilitud con la variable}} \right] \quad (18)$$

Otra prueba similar a la anterior es el test de Wald, definido como el cuadrado del cociente entre el estimador de máxima verosimilitud del parámetro, $\hat{\beta}_j$, y una estimación de su desviación típica, obtenida a partir de la

matriz de varianzas–covarianzas, para contrastar la hipótesis nula $H_0 : \hat{\beta}_j = 0$, frente a la alternativa: $H_1 : \hat{\beta}_j \neq 0$:

$$W_j = \left[\frac{\hat{\beta}_j}{\hat{S}(\hat{\beta}_j)} \right]^2 \sim \chi^2 \quad (19)$$

con uno ó (q–1) grados de libertad, para variables categóricas con q modalidades.

Para comprobar la validez del modelo en su conjunto, se analiza la significación global de todos los coeficientes del modelo mediante contrastes de hipótesis, y la bondad de ajuste del mismo, a través de una serie de coeficientes y estadísticos, que permiten analizar la adecuación y eficacia del modelo para la predicción de la variable dependiente. Así, para el estudio de la bondad del ajuste del modelo, el objetivo es analizar las desviaciones entre los valores observados de la variable dependiente y los estimados a partir del modelo. Para la consecución de dicho objetivo, se procede al estudio de, en primer lugar, las pruebas estadísticas de contraste de hipótesis derivadas de la comparación entre los valores observados y estimados, como son los estadísticos *Deviance* y χ^2 de *Pearson*, y la *prueba de Hosmer y Lemeshow*. En segundo lugar, se mide la capacidad o eficacia predictiva del modelo, obtenida de la tabla de clasificación. La *tabla de clasificación* resulta del cruce de los valores observados de la variable dependiente con una variable dicotómica cuyos valores se derivan de las probabilidades que han sido predichas en la estimación del modelo. A partir de esta tabla se determinan los índices que permiten cuantificar el grado de predicción del modelo. Éstos son la *sensibilidad* y *especificidad*. Se entiende por sensibilidad como la probabilidad de clasificar correctamente a un cliente que atiende el pago de sus deudas. Por el contrario, la especificidad es la probabilidad de clasificar correctamente a un cliente con un atraso que supone un coste para la organización. En otras palabras, se puede definir la especificidad como la capacidad para detectar a los impagados. En tercer y último lugar, se procede a la realización de pruebas

con un significado análogo al coeficiente de determinación múltiple (R^2) del modelo de regresión lineal, que se deducen de la analogía entre el logaritmo de la verosimilitud del modelo nulo $-2\ln L(\hat{\beta}_0)$ y la suma de cuadrados total de la regresión lineal, y del logaritmo de la verosimilitud del modelo estimado $-2\ln L(\hat{\beta})$ con la suma de cuadrados residual, destacando el R^2 de *Cox y Snell* y el de *Nagelkerke*.

■ Aplicaciones de *credit scoring* con Modelos Logit

Del mismo modo que el análisis discriminante, la regresión logística surgió como una técnica cuyo objetivo era, fundamentalmente, la predicción de la insolvencia empresarial, aunque, poco tiempo después, fue orientada hacia el objetivo de la predicción del riesgo de impago de un cliente en la banca comercial. En esta línea, Rodríguez-Vilariño (1995) recoge las aplicaciones más relevantes que ha utilizado el análisis de regresión logística como método de calificación estadística hasta la fecha de su publicación, y que mostramos en la tabla II.16.

A continuación, exponemos algunos modelos de interés aplicados a la banca comercial mediante el uso de la técnica del análisis de regresión logística, donde Wiginton (1980) fue uno de los primeros autores en publicar un modelo de *credit scoring* con el uso de esta metodología. Este autor realizó un estudio comparado entre el análisis discriminante y modelo logit en el que concluyó que este último ofrecía un porcentaje correcto de clasificación mejor que el análisis discriminante. Con una muestra de 1.908 solicitudes individuales de crédito, compuesta por un número no demasiado elevado de variables explicativas, las cuales fueron demográficas (número de personas a su cargo, propiedad o alquiler de la vivienda, uso del vehículo y número de salidas por vacaciones en el último año) y económicas (tipo de empresa en la que trabaja, cargo en la empresa y antigüedad en el empleo), obtuvo resultados dispares aplicando el análisis discriminante y la regresión logística, tal y como puede observarse en la tabla II.17. Los resultados advierten que, a pesar de no ser un porcentaje muy elevado en la clasificación correcta de los prestatarios, el

análisis de regresión logística mejoraba sustancialmente al análisis discriminante. Esto se debe al tratamiento diferente que cada una de las dos metodologías aplica a los datos que, por su parte, resultaron ser escasos en número y en información.

CAPÍTULO II: ANÁLISIS DEL RIESGO DE CRÉDITO EN LAS INSTITUCIONES DE MICROFINANZAS

Tabla II.16. Modelos aplicados de análisis de regresión logística en la predicción de insolvencia empresarial.

MODELOS LOGÍSTICOS PARA VARIOS SECTORES									
Autor	Año de publicación	Sector	Tamaño de la muestra	Nº Años	Nº de Ratios	Muestra de validación	Modelo para cada año	Exactitud	Ratio principal
ESTADOS UNIDOS:									
Chesser	1974	Todos	126	2	15	Si	No	75%	BAIT /Activo total
Olhson	1980	Industrial	2.163	3	9	No	Si	96%	Pasivo Exigible / Activo total
Collins y Green	1982	Todos	323	-	5	Si	-	94%	-
Zavgren	1983	Industrial	90	5	7	No	Si	82%	Test acido
Hamer	1983	Manufacturero	88	5	-	-	Si	-	Conclusiones dispares
Gentry	1985	Todos	66	3	7	Si	Si	83%	Dividendos / Flujos Caja
Casey y Bartczak	1985	Todos	290	5	9	No	Si	88%	-
Lo	1986	Todos	76	3	6	No	Si	-	Bº Neto/Activo Total
Koh	1992	Todos	330	1	6	No	-	99.9 %	Bº Neto/Activo Total
GRAN BRETAÑA:									
Peel, Peel y Pope	1986	Todos	78	2	9	Si	Si	97%	Recursos generales / Pasivo Exigible
Keasy y Watson	1987	Todos	146	3	46	Si	No	82%	Variable no financiera
Keasey y Mcguinness	1990	Industrial	86	5	16	Si	Si	86%	BAIT / Ventas
BELGICA:									
Goghe, Joos y Vos	1992	Todos	1.109	5	-	Si	-	93%	-
ESPAÑA:									
Gabás Trigo	1990	Industrial	101	10	50	Si	Si	98%	-

Tabla II.16. Modelos aplicados de análisis de regresión logística en la predicción de insolvencia empresarial (continuación).

MODELOS LOGÍSTICOS PARA SECTORES CONCRETOS									
Autor	Año de publicación	Sector	Tamaño de la muestra	Nº Años	Nº de Ratios	Muestra de validación	Modelo para cada año	Exactitud	Ratio principal
ESTADOS UNIDOS									
Martin	1977	Banca	5700	3	25	Si	No	92%	Préstamos Comerciales / Préstamos Totales
Barniv y Hershbarger	1990	Seguros	56	2	20	Si	Si	91%	Bº Neto / Primas Totales
Barniv	1990	Seguros	211	3	5	Si	Si	96%	Medida de Descomposición del Pasivo
ESPAÑA									
Laffarga Briones	1986	Banca	48	5	15	No	Si	93%	BAT/Activo Total
Pina	1988	Banca	45	3	9	Si	Si	92%	Activo Circulante / Pasivo Exigible
Rodríguez Acebes	1990	Seguros	50	3	3	No	Si	94%	Disponible / Pasivo a Corto

Fuente: Adaptado de Rodríguez-Vilariño (1995).

Tabla II.17. *Resultados del modelo predicción. Wiginton (1980).*

Submuestra 1: 954 observaciones

ANÁLISIS DISCRIMINANTE:				REGRESIÓN LOGÍSTICA:			
Observado	Pronosticado		Porcentaje	Observado	Pronosticado		Porcentaje
	Pagadores	Fallidos			Pagadores	Fallidos	
Pagadores	555	0	100,00%	Pagadores	333	222	60,00%
Fallidos	399	0	0,00%	Fallidos	142	257	64,41%
Porcentaje Global de acierto			58,18%	Porcentaje Global de acierto			61,84%

Submuestra 2: 954 observaciones

ANÁLISIS DISCRIMINANTE:				REGRESIÓN LOGÍSTICA:			
Observado	Pronosticado		Porcentaje	Observado	Pronosticado		Porcentaje
	Pagadores	Fallidos			Pagadores	Fallidos	
Pagadores	555	0	100,00%	Pagadores	307	248	55,32%
Fallidos	399	0	0,00%	Fallidos	119	280	70,18%
Porcentaje Global de acierto			58,18%	Porcentaje Global de acierto			61,53%

Fuente: Elaboración propia a partir de Wiginton (1980).

Por otro lado, el modelo de Campbell y Dietrich (1983), explicativo de los determinantes del impago en préstamos hipotecarios, ha sido relevante en la guía de sucesivos modelos de calificación crediticia para el sector bancario, al describir una técnica más flexible en el uso de variables categóricas capaces de recoger características cualitativas del prestatario.

Por su parte, Gardner y Mills (1989) utilizaron la regresión logística para examinar el efecto simultáneo de las variables explicativas seleccionadas (tabla II.18), sobre la probabilidad de incurrir en una situación de morosidad de una cartera de créditos, asignando un valor de uno de la variable dependiente a aquellos créditos que no fueron correctamente atendidos a su pago, y de cero a aquellos que fueron reembolsados en su correspondiente vencimiento. En los tres modelos diseñados, obtuvieron un porcentaje correcto de clasificación del 63% en el mejor de los casos y del 45% en el modelo que ajustaba peor la regresión logística.

Tabla II.18. *Variables explicativas. Gardner y Mills (1989).*

VARIABLES
Ratio montante / valor del préstamo
Ratio pago inicial / ingresos
Duración del préstamo
Tiempo del préstamo en morosidad
Destino del préstamo
Tasa de interés
Edad de la compañía
Localización geográfica de la compañía
Situación laboral del prestamista
Edad del prestamista
Número de trabajadores
Número de créditos vigentes
Fecha de la morosidad
Cambios en el estado civil
Motivos de la morosidad
Existencia de morosidad anterior
Deterioro de las condiciones de la zona de la compañía

Fuente: Elaboración propia a partir de Gardner y Mills (1989).

A partir de entonces, la incorporación de variables cualitativas en los modelos de *credit scoring* comenzó a tener una mayor trascendencia. Así, Steenackers y Goovaerts (1989) diseñaron un modelo de calificación estadística para los préstamos personales de una entidad financiera belga. Tal y como se aprecia en la tabla II.19, la tendencia de las variables explicativas, en lo que a su naturaleza se refiere, sugiere una mayor consideración de características socioeconómicas de los prestatarios.

Tabla II.19. *Variables explicativas. Steenackers y Goovaerts (1989).*

VARIABLES	
Estado civil	Tiempo en el trabajo actual (*)
Nacionalidad	Ingresos mensuales (*)
Sexo	Gastos mensuales
Número de hijos	Propiedad de la vivienda (*)
Edad (*)	Experiencia como prestatario
Tenencia de teléfono (*)	Créditos concedidos con anterioridad (*)
Tiempo en el domicilio actual (*)	Duración del préstamo (*)
Región geográfica (*)	Cantidad del préstamo
Profesión (*)	Destino del préstamo
Sector privado / Sector público (*)	

(*) Variables incluidas en el modelo final

Fuente: Elaboración propia a partir de Steenackers y Goovaerts (1989).

Para una muestra formada por 995 créditos pagados, 1.257 créditos fallidos y 693 créditos rechazados por la entidad bancaria, los resultados del modelo de *credit scoring*, en lo que a clasificación correcta se refiere, quedan recogidos en la tabla II.20, para un punto de corte en la clasificación de 0,5.

Tabla II.20. Resultados del modelo predicción. Steenackers y Goovaerts (1989).

ESTIMACIÓN:			
Observado	Pronosticado		Total
	Pagadores	Fallidos	
Pagadores	70,00%	30,00%	100,00%
Fallidos	20,90%	79,10%	100,00%
Porcentaje Global de acierto			74,55%
VALIDACIÓN:			
Observado	Pronosticado		Total
	Pagadores	Fallidos	
Pagadores	62,60%	37,40%	100,00%
Fallidos	23,40%	76,60%	100,00%
Porcentaje Global de acierto			69,60%

Fuente: Elaboración propia a partir de Steenackers y Goovaerts (1989).

Lawrence y Arshadi (1995) emplearon el análisis de regresión logística multivariante para explicar algunos problemas relativos a la cartera de créditos de una entidad bancaria. En este sentido, realizaron un estudio destinado a identificar qué opción resultaba más favorable para aquellos clientes que habían incurrido en una situación de morosidad, evaluando tres opciones. La primera de ellas, ejecutar la hipoteca; en segundo lugar, renegociar el préstamo y, por último, alargar el vencimiento del préstamo.

Las variables explicativas de cada suceso, comunes a cada uno de ellos, fueron agrupadas en tres grandes bloques. El primero de ellos, hace referencia a las variables financieras del cliente y de las características del préstamo, en el que son consideradas tanto variables cuantitativas (fundamentalmente en forma de ratios) como una variable *dummy* referida a la propiedad o no del negocio. El segundo bloque de variables son las referidas a las decisiones de la entidad financiera, donde se tuvieron en cuenta aspectos como el ROA de la entidad, el crecimiento de sus activos, los salarios de sus empleados y la

variación del ratio fondos propios / activo. Por último, el tercer bloque de variables hace referencia a los factores económicos de la región donde el cliente desarrolla su actividad productiva. Las tres variables consideradas en esta agrupación fueron la variación de la población, la variación de los ingresos efectivos y la variación de las ventas al por menor de la región o zona considerada.

El primer modelo logit construido presenta la opción de renegociar el préstamo hipotecario frente a ejecutar la hipoteca según las bases legales. La siguiente expresión muestra las variables significativas del fenómeno explicado junto con el signo del estimador correspondiente:

$$\begin{array}{l} \text{Probabilidad de elección} \\ \text{(Ejecución hipoteca = 0,} \\ \text{Renegociación = 1)} \end{array} = F \left[\begin{array}{l} \text{Duración del préstamo (+), Salarios del personal del} \\ \text{banco (+), Crecimiento de los activos del banco (-),} \\ \text{Saldo de préstamos pendientes de pago (+)} \end{array} \right]$$

Similar al anterior, el segundo modelo confronta la ejecución hipotecaria y la ampliación del vencimiento del préstamo como las opciones de gestión de cada crédito, y cuyo resultado final viene dado como sigue:

$$\begin{array}{l} \text{Probabilidad de elección} \\ \text{(Ejecución hipoteca = 0,} \\ \text{Ampliación = 1)} \end{array} = F \left[\begin{array}{l} \text{Coste de la resolución (-), } \textit{Dummy} \text{. Propietario del} \\ \text{negocio (+), Salarios del personal del banco (-),} \\ \text{Crecimiento de los activos del banco (+), Ratio} \\ \text{Préstamo / Activo (-), Ratio Activo corriente / Pasivo} \\ \text{corriente (+)} \end{array} \right]$$

Finalmente, ante las opciones de renegociar el préstamo hipotecario, frente a ampliar su vencimiento, el resultado fue:

$$\begin{array}{l} \text{Probabilidad de elección} \\ \text{(Renegociación = 0,} \\ \text{Ampliación = 1)} \end{array} = F \left[\begin{array}{l} \text{Salarios del personal del banco (-), Crecimiento de} \\ \text{los activos del banco (+), Ratio Préstamo / Activo (-),} \\ \text{Ratio Activo corriente / Pasivo corriente (+)} \end{array} \right]$$

Como conclusiones generalizadas de su estudio, Lawrence y Arshadi (1995) sugieren que, tras evaluar la posibilidad de elegir entre la ejecución de

la hipoteca y la renegociación, aquellos créditos con vencimientos a más largo plazo son más propensos a una renegociación de los términos del contrato de préstamo, indicando los beneficios de tal acción para ambas partes contratantes (prestamista y prestatario).

Una valoración comparativa entre el análisis de regresión logística y el análisis discriminante es la que nos muestran Mures *et al* (2005), donde, tras realizar un muestreo aleatorio por conglomerados⁷ en un banco, una caja de ahorros y una cooperativa de crédito de Castilla y León, estudiaron la potencia discriminadora de ambas técnicas. La tabla II.21 nos muestra las variables empleadas y compartidas para la elaboración de los dos modelos de *credit scoring*.

Los excelentes resultados de ambos modelos estimados (tabla II.22), denotan que éstos tienen la misma capacidad predictiva, consiguiendo una tasa de aciertos global del 97,1%. En nuestra opinión, puede resultar más certera la utilización del modelo de regresión logística, puesto que éste arroja unos valores de sensibilidad y especificidad más próximos entre sí. Así, mientras que el análisis discriminante consigue clasificar correctamente a la totalidad de los clientes pagadores, frente al 98,1% por parte del modelo de regresión logística, este último consigue un porcentaje de clasificación correcta de clientes morosos mayor que la función discriminante.

⁷ De la red de oficinas de las tres entidades financieras analizadas, tomaron una muestra total de nueve conglomerados correspondientes a tres sucursales por cada tipo de entidad, y dentro de cada oficina seleccionaron una muestra aleatoria de clientes que tenían formalizada una operación de préstamo. La muestra del estudio elegida al azar estaba compuesta por un total de 70 clientes, de los cuales 18 eran morosos, y 52 devolvieron el crédito según las condiciones pactadas en el contrato.

CAPÍTULO II: ANÁLISIS DEL RIESGO DE CRÉDITO EN LAS INSTITUCIONES DE MICROFINANZAS

Tabla II.21. *Variables explicativas. Mures et al (2005).*

Variable	Categorías
individu	Número de individuo
morosida	1, si el cliente es moroso; 0, si no lo es
importe	Importe del crédito, en miles de euros
plazo	Duración de la operación, en meses
vivienda	1, si el destino de la inversión es la compra o reforma de vivienda; 0, en otro caso
vehiculo	1, si el destino es la compra de vehículos; 0, en otro caso
activida	1, si el destino es la compra de locales comerciales o activos para actividad profesional; 0, en otro caso
canceledu	1, si el destino es la cancelación de deudas; 0, en otro caso
traspaso	1, si el destino de la inversión es mercantil; 0, en otro caso
otrgasto	1, si el destino son otros gastos o compras; 0, en otro caso
proceden	1, si es por iniciativa del cliente; 2, de la entidad; 3, campaña de marketing; 4, otra persona física o jurídica; 5, otra entidad
tipointe	1, si fijo; 0, si es variable
garperso	1, si se aporta garantía personal; 0, en otro caso
garhipot	1, si se aporta garantía hipotecaria o real; 0, en otro caso
garaval	1, si se aporta aval; 0, en otro caso
edad	Edad del cliente, en años
estcivil	1, si es soltero; 2, casado/pareja; 3, separado/divorciado; 4, viudo
cargafam	Número de personas a cargo del cliente
slaboral	1, por cuenta propia; 2, por cuenta ajena funcionario; 3, por cuenta ajena indefinido; 4, por cuenta ajena eventual; 5, por cuenta propia y ajena funcionario; 6, por cuenta propia y ajena indefinido; 7, por cuenta propia y ajena eventual; 8, jubilado/prejubilado; 9, desempleado
ingresos	Ingresos medios mensuales, en euros
antigued	Antigüedad en el trabajo, en años
propviv	1, si posee vivienda sin cargas; 2, posee vivienda con cargas; 3 no posee vivienda
nuevares	1, si es de nueva residencia; 0, en otro caso
nuevocli	1, si es nuevo cliente; 0, en otro caso
compensa	1, si tiene compensaciones; 0, en otro caso
numeclas	Número de cuentas del cliente
otrasope	1, si tiene otras operaciones activas; 0, en otro caso
numerope	Número total de operaciones
imptop	Importe total de las operaciones activas, en miles de euros
numimpag	Número de impagos anteriores
duraretr	Duración máxima del retraso, en meses

Fuente: Mures *et al* (2005).

Tabla II.22. *Resultados del modelo predicción. Mures et al (2005).*

ANÁLISIS DISCRIMINANTE:				REGRESIÓN LOGÍSTICA:			
Observado	Pronosticado		Porcentaje	Observado	Pronosticado		Porcentaje
	Pagadores	Fallidos			Pagadores	Fallidos	
Pagadores	52	0	100,00%	Pagadores	51	1	98,08%
Fallidos	2	16	88,89%	Fallidos	1	17	94,44%
Porcentaje Global de acierto			97,14%	Porcentaje Global de acierto			97,14%

Fuente: Elaboración propia a partir de Mures *et al* (2005).

Cabe destacar la importancia de la inclusión del ciclo económico en la elaboración de un modelo de *credit scoring*. En esta línea, Belloti y Crook (2007) construyeron una aplicación de *scoring* utilizando, para ello, la regresión logística, en la que trataron de analizar el impacto que tenía la inclusión de una serie de variables que recogieran las características del estado del ciclo de la economía. Inicialmente, elaboraron el modelo sin las variables

macroeconómicas, contando tan solo con variables del prestatario y de la operación de préstamo, casi todas ellas *dummy*, las cuales se encontraban ya contrastadas en la literatura al uso. Seguidamente, sobre este mismo planteamiento, procedieron a la incorporación de variables relacionadas con el ciclo económico, tales como: tipos de interés, índice general bursátil, producto interior bruto, tasa de desempleo, precio de la vivienda, índice de precios y un ratio de riqueza que incluye valores de renta fija. La investigación concluye que la incorporación de estas variables mejora la capacidad predictiva del modelo, siendo los tipos de interés la variable que mayor impacto refleja en el análisis.

Por último, Yang *et al* (2009) desarrollaron una aplicación de *credit scoring* mediante análisis de regresión logística para préstamos comerciales en la República de China. De los historiales de crédito tan irregulares, lograron contar con 8 variables explicativas, de las cuales 1 no resultó ser significativa (tabla II.23). Tras superar con éxito todos los test sobre la bondad del ajuste, salvo la prueba de Hosmer-Lemeshow, la cual no era significativa, obtuvieron un porcentaje correcto en la clasificación de un 94,7%.

Tabla II.23. Variables explicativas. Yang *et al* (2009).

VARIABLES
Edad del cliente
Total Activos
Ratio Cuota / Cantidad del préstamo
Ratio Cuota menor / Cantidad del préstamo
Duración del préstamo
Número de cuotas
Ratio Cuotas impagadas / Cuotas totales

Fuente: Elaboración propia a partir de Yang *et al* (2009).

Tal y como hemos mencionado con anterioridad, completaremos la revisión de la bibliografía de los modelos de *credit scoring* que utilizan modelos de regresión logística en el último apartado de este epígrafe, donde pondremos de manifiesto aquellas investigaciones que comparan diversas metodologías en la explicación y predicción del riesgo de impago de los clientes de préstamos.

II.4.1.4. Modelos Probit

Al igual que los modelos logit, los modelos probit presentan una variable dependiente categórica o limitada, donde la estimación de los parámetros también se realiza por el método de máxima verosimilitud.

Los modelos de probabilidad no lineal evitan las estrictas limitaciones que conllevan los modelos de probabilidad lineal, mediante la reproducción del comportamiento de una función de probabilidad. En este sentido, $P[Y_i = 1|X]$ se especifica de tal forma que no supere los límites de 0 y 1, y con efectos no lineales de las variables explicativas (figura II.4)

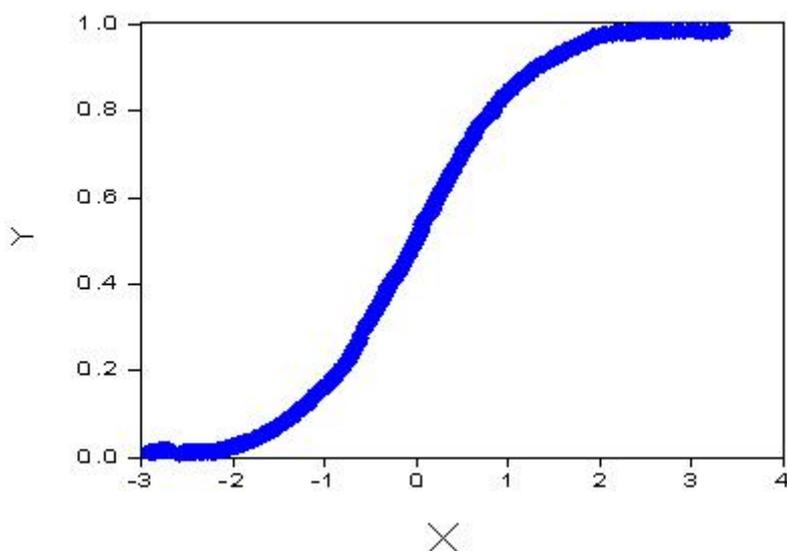


Figura II.4. Función de probabilidad no lineal.

La principal diferencia de los modelos probit respecto a los logit se encuentra en su función de densidad y en la función de distribución acumulada. Mientras que los Modelos Logit utilizan la función de distribución logística, los Probit hacen lo propio con la función de distribución normal. Así, si una variable ε es normal, con $E[\varepsilon]=0$ y $\text{var}[\varepsilon]=1$, su función de densidad es:

$$\phi(\varepsilon) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{\varepsilon^2}{2}} \quad (20)$$

mientras que su función de distribución acumulada:

$$\Phi(\varepsilon) = \int_{-\infty}^{\varepsilon} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{t^2}{2}} dt \quad (21)$$

Para diferenciar los modelos probit de los logit, las figuras II.5 y II.6 nos muestran las funciones de densidad y las funciones de distribución acumulada respectivamente.

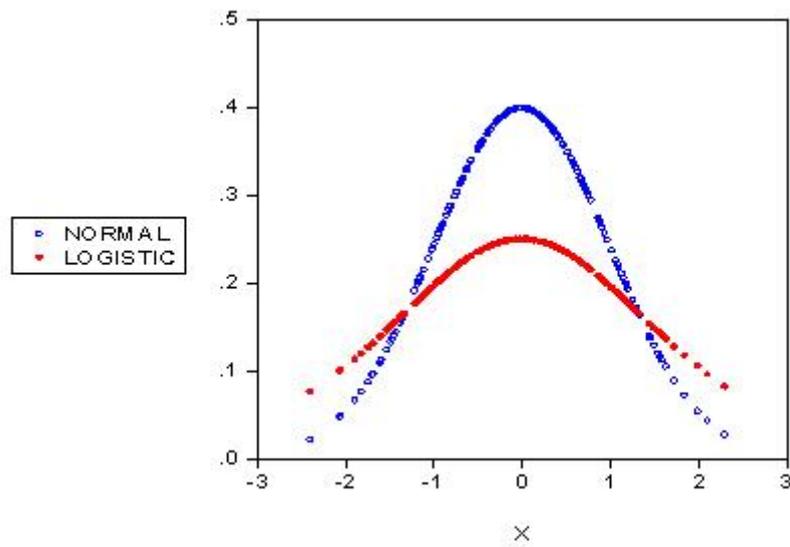


Figura II.5. Funciones de densidad normal y logística.

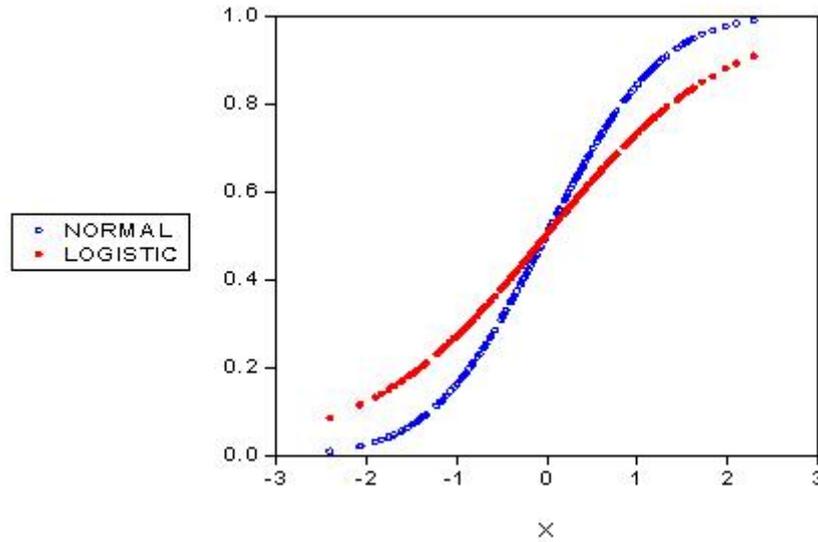


Figura II.6. Funciones de distribución acumulada normal y logística.

Según lo indicado, el modelo probit puede formularse en términos de probabilidad, a través de la función normal, como:

$$P[y=1|\mathbf{x}] = \int_{-\infty}^{\mathbf{x}'\beta} \phi(t) dt = \int_{-\infty}^{\mathbf{x}'\beta} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{t^2}{2}} dt = \Phi(\mathbf{x}'\beta) \quad (22)$$

En el modelo probit se supone que la varianza es unitaria y en el modelo logit que la varianza es igual a $\pi^2/3 \approx 3,29$. Las varianzas de las dos distribuciones no pueden estimarse, como consecuencia de que la variable latente es inobservable. Para estimar los modelos es necesario imponer algún supuesto arbitrario sobre las varianzas de la distribución. Los valores seleccionados proporcionan fórmulas sencillas y no pueden contrastarse con la información muestral.

Dado que la distribución normal y la logística acumulada están muy próximas entre sí, excepto en los extremos, es poco probable obtener resultados muy diferentes si se aplican las expresiones (13) ó (21). Es decir, el método logit o probit, a menos que las muestras sean grandes, desde una perspectiva teórica ofrecerán resultados similares en términos de probabilidad

de impago. La diferencia entre los modelos probit y logit, tal y como indica la figura 5, se encuentra en que el logit tiene colas ligeramente más planas.

Se hace extensible para los modelos probit lo explicado en los modelos logit en lo que a evaluación del modelo de regresión, validez de éste y bondad del ajuste se refiere.

Por otra parte, indicar que, a pesar de compartir las mismas ventajas respecto a evitar los inconvenientes de los modelos de probabilidad lineal, los modelos probit tienen el inconveniente sobre los modelos logit de que el proceso de estimación es relativamente complicado.

■ Aplicaciones de *credit scoring* con Modelos Probit

Ya avanzamos que, dentro de los enfoques econométricos en la elaboración de aplicaciones de *credit scoring*, los modelos de probabilidad lineal cayeron en desuso por sus desventajas técnicas. Así los modelos probit comenzaron a abrirse camino por encima del análisis discriminante ya que proveen para cada deudor de una probabilidad de impago. Antes de comenzar la revisión de modelos de *scoring*, no podemos dejar de mencionar que los modelos probit han sido también desarrollados en campos alternativos dentro del negocio bancario y que no necesariamente tienen una relación directa con el cálculo de la probabilidad de impago de un cliente. Así, Cheung (1996) y Nickell *et al* (1998) utilizan modelos probit bivariados para estimar la calificación probable y futura de títulos públicos.

De los trabajos pioneros de *credit scoring* mediante el uso del probit, nos resulta relevante el estudio de Boyes *et al* (1989), quienes evaluaron tanto la probabilidad de impago del deudor, como el beneficio esperado para el banco de cada operación de préstamo a sus clientes. Para su propósito, disponían de una muestra de 4.632 créditos, de los cuales el 80,1% fueron finalmente concedidos, mientras que el 19,9% restante corresponde a créditos que fueron denegados tras la evaluación de la solicitud del crédito. Respecto a los concedidos, el 52,2% (41.8% de la muestra) fueron clasificados *a priori* como

“buenos” por parte de la institución, no siendo así para el 47,8% (38,3% de la muestra) restante. Las variables empleadas en la construcción del modelo fueron agrupadas en características personales del cliente (edad, estado civil, cantidad de personas a cargo, tiempo de permanencia en el domicilio actual y en el empleo actual, nivel educativo, etc.), variables económicas y variables financieras construidas bajo la forma de ratios, por una parte y, por otra, mediante variables dicotómicas o *dummy*, de las cuales llegaron a ser significativas la edad, número de empleados, nivel educativo, propiedad de vivienda, ratio gastos / ingresos, domicilio de la compañía y algunas variables del historial de crédito.

En la línea del anterior estudio, más completo resultó ser el de Greene (1992) en lo que al uso de variables explicativas y resultados se refiere. Siguiendo una metodología similar de agrupación de variables a la empleada por Boyes *et al* (1989), Greene (1992) consideró un mayor número de características demográficas y socioeconómicas del cliente, así como variables del prestamista y variables demográficas y macroeconómicas de la región en la que la entidad financiera desarrolla su actividad. En total, dispuso de 69 variables para la construcción del modelo. La ecuación del modelo final incorporaba 21 variables significativas, y representativas de prácticamente todas las agrupaciones de características según su naturaleza, cuyos resultados en la predicción según el porcentaje correcto de clasificación para tres puntos de corte se manifiestan en la tabla II.24.

Tabla II.24. *Resultados del modelo predicción. Greene (1992).*

Observado	Pronosticado						Porcentaje		
	Pagadores			Fallidos					
Punto Corte	0,09487	0,12	0,15	0,09487	0,12	0,15	0,09487	0,12	0,15
Pagadores	5.225	6.464	7.675	4.278	3.039	1.828	54,98%	68,02%	80,76%
Fallidos	214	329	494	782	667	502	78,51%	66,97%	50,40%
Total	5.439	6.793	8.169	5.060	3.706	2.330			
Porcentaje Global de acierto							57,21%	67,92%	77,88%

Fuente: Elaboración propia a partir de Greene (1992).

Las conclusiones del estudio de Greene (1992) relativizan los resultados del modelo, realizando propuestas de mejora sobre su rendimiento. Así, el

autor sugiere que, contando con una base de datos más completa, los resultados mejoran y es posible cuantificar el incumplimiento en lugar de calcular simplemente la probabilidad de ocurrencia.

En la línea de las conclusiones de Greene (1992), Tsaih *et al* (2004) desarrollaron un método basado en la tecnología para descargar la información contenida en el sistema de información de una entidad financiera que concede préstamos a pymes y, posteriormente, transformarla en variables adecuadas para diseñar una aplicación de *credit scoring* con análisis probit.

Una importante aplicación de modelos probit es la de Falkenstein *et al* (2000) al presentar el modelo empleado por Moody's para predecir el *default* de empresas que no cotizan en bolsa, y que se denomina Risk Calc™. En el trabajo desarrollado explican cómo seleccionan y transforman las variables explicativas, cómo se estima un *score* para las empresas y cómo validan la calibración y poder discriminatorio del modelo. Del mismo modo, describen la transformación de los *scores* en una medida de probabilidad de impago, a la que denominan Frecuencia Esperada de *Defaults*, y su posterior transformación en la calificación del riesgo de la entidad.

Es común abordar la decisión sobre la concesión o rechazo de un crédito mediante la realización de más de una regresión. En este sentido, Jacobson y Roszbach (2003) realizaron un estudio donde, desarrollando dos regresiones no lineales mediante análisis probit, consiguieron una herramienta de decisión sobre la concesión o rechazo de un crédito y de, si éste fuera concedido, cálculo de la probabilidad de que el crédito fuera reembolsado. De esta forma, una primera regresión mediante probit determinaba la probabilidad de obtener un préstamo y, una segunda, la probabilidad de que éste no fuera fallido. En una muestra de 13.338 créditos de una entidad bancaria Sueca, disponían de información sobre las variables que mostramos en la tabla II.25.

Tabla II.25. *Variables explicativas. Jacobson y Roszbach (2003).*

VARIABLES
Edad
Hombre - Mujer
Divorciado - No divorciado
Propietario de vivienda
Residencia en gran ciudad
Número de solicitudes de información a la entidad financiera
Registro fiscal del negocio
Ingresos anuales declarados al fisco
Gastos anuales declarados al fisco
Tenencia de ingresos del capital
Ratio Préstamos garantizados / Ingresos
Tenencia de préstamos garantizados
Cantidad concedida del préstamo
Cliente con aval - Cliente sin aval
Porcentaje de crédito sobre el límite que está siendo utilizado

Fuente: Elaboración propia a partir de Jacobson y Roszbach (2003).

A continuación, la probabilidad de que un crédito fuera concedido, calculada en la primera regresión, pasó a convertirse en variable explicativa en la segunda regresión que, recordemos, determinaba la probabilidad de que un crédito fuera o no reembolsado. Finalmente, los resultados obtenidos fueron utilizados para medir el riesgo de crédito usando la metodología VaR (*value-at-risk*).

Diseñada una estrategia financiera, los modelos probit pueden ser utilizados para explicar diversos aspectos sobre el riesgo de impago, según las variables explicativas empleadas. A este respecto, Bonfim (2009) desarrolló diez modelos probit que le permitieron extraer una serie de conclusiones relativas a la probabilidad de impago de los clientes de una entidad financiera de Portugal disponiendo, para ello, de información de más de 30.000 empresas. Las variables explicativas empleadas fueron extraídas, fundamentalmente, de los estados financieros de las empresas pertenecientes al historial crediticio de la entidad. Así, variables como el crecimiento de las ventas, el ROA, el ratio de solvencia, el coeficiente de inversión, el ratio de liquidez fueron comunes en el empleo de todos los modelos probit desarrollados. Sin embargo, la diferencia entre éstos se encuentra en la inclusión alternada de variables tales como la antigüedad de la empresa, la productividad del capital, activos tangibles, el volumen de negocio, las

garantías del préstamo, el sector económico de actividad y el tamaño de la compañía. A continuación, el estudio fue desarrollado contemplando una serie de variables económicas y financieras (crecimiento de las ventas, ROA, ratio de solvencia, coeficiente de inversión y ratio de liquidez) en términos dinámicos, es decir, con información de hasta cuatro años antes desde la solicitud del préstamo. Finalmente, el autor incluyó el ciclo económico mediante variables macroeconómicas como factores explicativos del riesgo de impago del cliente.

Los resultados de los modelos construidos sugieren que las probabilidades de impago vienen explicadas por variables específicas de la estructura financiera, rentabilidad y liquidez de la compañía, así como por sus ventas y por su política de inversiones. Por otro lado, la situación económica y financiera dinámica de la empresa, sobre todo en un corto plazo, parece ser importante para explicar por qué algunas empresas no atienden sus compromisos de pago. Por último, los resultados obtenidos por Bonfim (2009) permiten concluir que, teniendo en cuenta el efecto del ciclo económico mediante variables macroeconómicas dinámicas, los resultados de los modelos mejoran considerablemente y, aunque la probabilidad de impago dependa directamente de características económicas y financieras específicas de cada compañía, existen relaciones importantes entre las condiciones macroeconómicas y la probabilidad de no atender correctamente al pago de las deudas.

II.4.2. Técnicas No Paramétricas de *Credit Scoring*

Las técnicas no paramétricas, también conocidas como métodos de distribución libre, no se encuentran ligadas a ninguna forma funcional ni distribución concreta. Tienen la utilidad de presentar muy pocas restricciones, además de ser funcionales con muestras pequeñas. Los principales

inconvenientes responden, sobre todo, a la difícil comprensión de los modelos y a la ausencia de parámetros y probabilidades en la estimación⁸.

Las técnicas no paramétricas no tienen como primer objetivo la búsqueda de los parámetros de una función conocida, sino que tratan de obtener formas funcionales que aproximen la función objetivo. A partir de ahí, una vez conocida la forma funcional, se procede a la estimación de los parámetros de los que depende la función objetivo obtenida.

Entre las técnicas no paramétricas más representativas, elegimos la programación lineal, las redes neuronales y los árboles de decisión como más representativas para la elaboración de aplicaciones y modelos de *credit scoring*.

II.4.2.1. Programación Lineal

Es un método encuadrado dentro de las técnicas no paramétricas de *credit scoring*. En general, este tipo de modelos son más válidos cuando se desconoce la forma que probablemente tiene la relación funcional entre las variables. Los modelos de programación lineal permiten programar plantillas o sistemas de asignación de rating sin perder de vista el criterio de optimización de clientes correctamente clasificados.

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

Un modelo de programación lineal con variables discretas trata de:

⁸ Para más información, véase el trabajo de Yatchew (1998) donde realiza un estudio en el que se destacan las ventajas e inconvenientes del uso de las técnicas no paramétricas de *credit scoring*.

$$\begin{aligned}
 \text{Max}(z) &= \sum_{i=1}^n \delta_i C_i \\
 \text{sujeto a:} \\
 \sum_{i=1}^n C_i &\leq \bar{C} \\
 \forall i \in \{1, 2, \dots, n\}: C_i - Y_i \bar{C} &= 0 \\
 C_i \geq 0; Y_i &\in \{0, 1\}
 \end{aligned} \tag{23}$$

donde:

Y_i : Variable binaria definida de la siguiente forma:

$$Y_i = \begin{cases} 1 & \text{si se concede la solicitud } i \\ 0 & \text{en caso contrario} \end{cases}$$

El inconveniente que presenta el modelo de programación lineal con variables discretas es que los resultados no pueden ser interpretados de la forma estándar (ya que la función objetivo no es continua).

Una aplicación conocida basada en la metodología de programación lineal es conocida como *Data Envelopment Analysis* (DEA), desarrollada por Charnes *et al* (1978) y cuyo objetivo consiste en asignar una puntuación de eficiencia financiera de cada cliente respecto al resto de individuos que forman parte de una muestra. En este sentido, cada puntuación se ordena de forma ascendente tomando como criterio jerárquico la pérdida esperada que sufriría la entidad financiera con cada uno de sus clientes mediante el establecimiento de un punto de corte. Los clientes cuyas puntuaciones sean inferiores o iguales al punto de corte, serán clasificados como clientes fallidos, mientras que el resto se consideran como clientes pagadores.

■ Aplicaciones de *credit scoring* con Programación Lineal

Hasta 1980, los métodos disponibles eran básicamente estadísticos. Freed y Glover (1981a, 1981b) demostraron que el encontrar la función lineal que mejor discrimina entre grupos, dadas unas variables explicativas podía ser

considerado como un problema de programación lineal. A partir de entonces, diversos autores desarrollaron esta técnica, innovando alternativas en la predicción de impago de créditos. Éste es el caso de Bagjier y Hill (1982), Choo y Wedley (1985), Glover *et al* (1988) y Lam *et al* (1993).

Mención especial merece el trabajo de Lam *et al* (1996) en el que crean un nuevo modelo de programación lineal con variantes sobre los modelos ya contrastados en esta disciplina. A partir de las formulaciones sobre programación matemática ya existentes, incorporan las desviaciones de los objetos (créditos) correctamente clasificados, mejorando a aquellos modelos que no las tienen en cuenta. En una segunda parte de la investigación, los autores proponen dos metodologías para determinar el punto de corte óptimo en la clasificación, el cual es hallado por un procedimiento de búsqueda simple. La muestra empleada en el análisis consta de 300 observaciones dividida aleatoriamente en dos submuestras de 150 elementos, la primera de ellas para estimar el modelo y, la segunda para proceder a validarlo. Las variables explicativas empleadas en el análisis se muestran en la tabla II.26.

Tabla II.26. *Variables explicativas. Lam et al (1996).*

VARIABLE	DESCRIPCIÓN
X ₁	Edad del solicitante
X ₂	Propiedad de vivienda (1 = Si, 0 = No)
X ₃	Ingresos anuales del solicitante (en miles de dólares)
X ₄	Tiempo (años) en el actual empleo
X ₅	Estado civil (1 = Casado, 0 = Otro)
X ₆	Ingresos anuales del cónyuge (en miles de dólares)
X ₇	Posesión de cuenta abierta en el banco (1 = Si, 0 = No)
X ₈	Referencias del cliente (1 = Si, 0 = No)

Fuente: Elaboración propia a partir de Lam *et al* (1996).

Siguiendo la metodología descrita, Lam *et al* (1996) obtuvieron un porcentaje correcto elevado en la clasificación, alcanzando un 99,33% de acierto para la muestra de estimación y corroborado por un 93,33% en la muestra de validación, demostrando, además, que superaba ampliamente el porcentaje correcto en la clasificación obtenido con análisis discriminante.

Ya hemos comentado que el DEA puede ser utilizado para resolver problemas de clasificación de los clientes de las entidades financieras. Mediante el uso de esta técnica de programación matemática, Emel *et al* (2003) desarrollaron un modelo de *credit scoring* empleando, para ello, datos actuales de 82 empresas industriales compilados en el historial de crédito de un banco de Turquía. Como variables explicativas, los autores utilizaron 46 ratios financieros de las empresas, agrupándolos según su naturaleza. Así, se consideraron ratios relativos a préstamos bancarios, activo fijo, rentabilidad, apalancamiento, estructura financiera, liquidez, ventas y coste de las ventas. El resultado del DEA fue posteriormente comparado con la clasificación subjetiva realizada a partir de las opiniones de expertos. En base a los resultados, el DEA no mejoraba la opinión ofrecida por los expertos respecto a cada crédito, hecho que parece lógico teniendo en cuenta que el DEA no considera información *a priori* y que la muestra empleada contiene un reducido número de observaciones.

II.4.2.2. Redes Neuronales

La inteligencia artificial implica que las máquinas y la tecnología realizan tareas que, generalmente, han sido desarrolladas por seres humanos. Aún más prácticos, Nebendah (1988) y Delgado (1998) aportan conceptos de inteligencia artificial considerándola como un campo de estudio enfocado a la explicación y emulación de la conducta inteligente en función de procesos computacionales basados en la experiencia y en el continuo conocimiento del entorno.

Las redes neuronales, manifestación directa de una inteligencia artificial, pueden utilizarse como una metodología catalogada dentro de las técnicas no paramétricas de *credit scoring*. Las redes neuronales artificiales tratan de imitar al sistema nervioso, de modo que construyen sistemas con cierto grado de inteligencia. Tal y como se muestra en la figura II.7, la red está formada por una serie de procesadores simples, denominados nodos, que se encuentran interconectados entre sí. Como nodos de entrada consideramos las

características o variables de la operación de crédito (X_i), siendo el nodo de salida, la variable respuesta definida como la clasificación del cliente, pagador o moroso. La finalidad de cada nodo consiste en dar respuesta a una determinada señal de entrada. El proceso de *credit scoring* mediante el uso de esta técnica resulta ser complicado, dado que el proceso interno de aprendizaje funciona como una “caja negra” (capa oculta), donde la comprensión de lo que ahí ocurre requiere la práctica de conocimientos especializados.

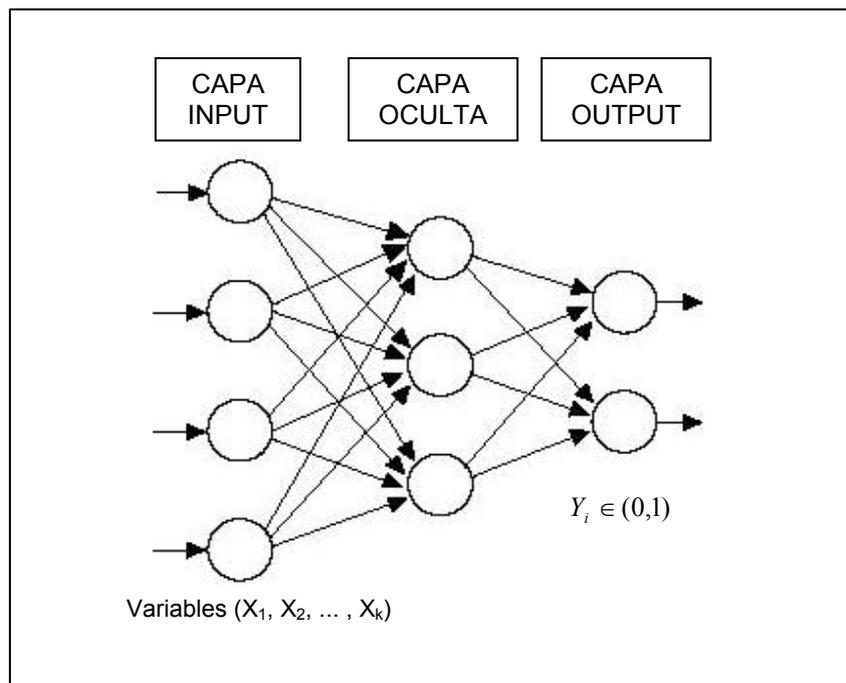


Figura II.7. Red neuronal artificial.

Cada uno de los nodos de una red neuronal realiza la función de procesador con la finalidad de otorgar una respuesta a toda señal de entrada recibida. Al igual que en el campo neurológico, cada nodo se retroalimenta de un estímulo percibido por los nodos que les rodean, transformando toda esa información recibida mediante cálculos internos en un único valor de salida, siendo éste enviado al resto de nodos. Según se aprecia en la figura II.8, en los nodos de entrada, se identifican los pesos (w_i) que ayudan a cuantificar el efecto que producen unos elementos sobre otros. De este modo, la señal de entrada total a cada una de las N neuronas de la capa intermedia se calcula sumando los vectores de entrada ponderados por sus pesos correspondientes; esto es:

$$Y_j = \sum_{i=1}^k x_i w_{ij} \quad (24)$$

donde x_i representa el valor de la variable i , w_{ij} las ponderaciones asociadas a la conexión entre la neurona de entrada i y la intermedia j , e Y_j , la señal respuesta total de entrada a la neurona j . Con posterioridad, a dicha entrada se le aplica una determinada función previamente definida, denominada función de activación, proceso que nos permite obtener el valor de salida de cada nodo intermedio, $F(z)_j$. Finalmente, dicho valor de salida es conducido a la neurona de salida identificada en la capa output mediante la correspondiente conexión ponderada.

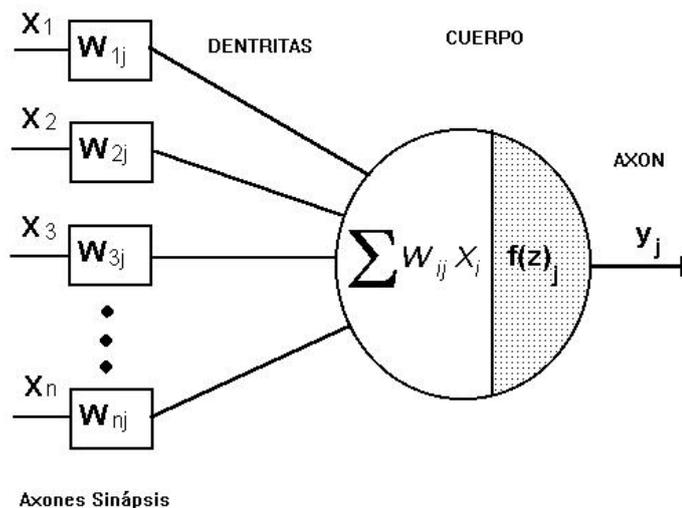


Figura II.8. Funcionamiento de una red neuronal artificial.

Del mismo modo que en el cerebro biológico, la red neuronal artificial almacena el conocimiento aprendido en los pesos, de tal manera que, siguiendo una serie de patrones, éstos se van modificando hasta que se obtiene una regla general que permite la realización de una tarea determinada, en nuestro caso, el pronóstico de la morosidad bancaria. Una vez terminado el proceso de autoaprendizaje, la red se encuentra en disposición de realizar un pronóstico con tan solo introducir las variables de entrada (incluso estando incompletas o presentando ruido) y proporcionando una salida.

El comienzo de la utilización de redes neuronales, algoritmos basados en inteligencia artificial susceptible de entrenamiento, dio un fuerte impulso al *credit scoring*. Por su capacidad de entrenarse a sí mismas a partir de datos pasados o históricos, las redes neuronales pueden establecer una relación entre las distintas características de un prestatario y la probabilidad de incumplimiento del crédito que se le otorgó. Además, las redes neuronales pueden intensificar la precisión de dicho pronóstico a un nivel más avanzado que las técnicas paramétricas de *credit scoring*, ya que son capaces de percibir esas interdependencias que no se pueden controlar con otros métodos o medios.

Los variantes más frecuentes de aplicaciones de redes neuronales⁹, son:

- ◇ Mixture of experts (MOE)
- ◇ Radial basis function (RBF)
- ◇ Multi-layer perceptron (MLP)
- ◇ Learning vector quantization (LVQ)
- ◇ Fuzzy adaptive resonance (FAR)

La principal ventaja de las redes neuronales es la capacidad que éstas tienen de generalización, es decir, aprendizaje a partir de observaciones reales. Por otra parte, esta técnica es bastante tolerante a los errores, debido a que el conocimiento ha sido distribuido entre los pesos de las conexiones. Otra ventaja significativa reside en el comportamiento aceptable que muestra la técnica en la elaboración de un *credit scoring* cuando no se dispone de una fiable base de datos, puesto que existe la posibilidad de completar los datos mediante el aprendizaje de la red.

Como principal desventaja, hay que señalar la gran dificultad en la comprensión de la aplicación. El denominado efecto *black box* (caja negra) hace que, tras la introducción de las variables input, se desconozca la

⁹ Para un mayor detalle, consúltese West (2000)

naturaleza de las relaciones entre las variables independientes y dependientes. Por otra parte, requieren de la definición de muchos parámetros *a priori* antes de poder aplicar la metodología. Y, por último, un aspecto muy importante para nosotros, las redes neuronales no estiman las probabilidades de impago de forma directa.

■ Aplicaciones de *credit scoring* con Redes Neuronales

Davis *et al* (1992), publicaron un trabajo de comparación entre diferentes alternativas de clasificación de clientes solicitantes de créditos, en el que destacaban un poder predictivo mayor de las redes neuronales sobre otras técnicas paramétricas de *credit scoring*. Con posterioridad, Ripley (1994) y Rosenberg y Gleit (1994) describieron algunas de las aplicaciones de las redes neuronales empleadas en las decisiones gerenciales sobre el crédito y sobre la detección del fraude. Desde entonces, gracias al progreso derivado de las nuevas tecnologías, se han diseñado sistemas avanzados para el objetivo de la clasificación de buenos y malos clientes potenciales.

Dada la complejidad del método de aplicación de las redes neuronales, nos proponemos sintetizar los estudios de mayor relevancia de la literatura especializada sobre esta técnica en un cuadro resumen explicativo de las variables empleadas, el tipo de red neuronal utilizada, así como los resultados obtenidos. Bajo esta consideración, en la tabla II.27 se identifican algunos modelos de *credit scoring* aplicando redes neuronales relevantes para la obtención de una serie de conclusiones finales del presente capítulo, fundamentalmente, en relación a las variables independientes empleadas por cada autor, así como en los resultados de la investigación. Téngase en cuenta que en dichos resultados se hace referencia a los conceptos de sensibilidad, especificidad y porcentaje global de acierto. Se entiende por *sensibilidad* la probabilidad de clasificar correctamente a un cliente que atiende el pago de sus deudas. Por el contrario, la *especificidad* es la probabilidad de clasificar correctamente a un cliente fallido.

CAPÍTULO II: ANÁLISIS DEL RIESGO DE CRÉDITO EN LAS INSTITUCIONES DE MICROFINANZAS

Tabla II.27. Modelos de Credit Scoring aplicando redes neuronales.

Autores	Fecha publicación	Número de observaciones	Variables independientes	Tipo de Red Neuronal	Resultados de la investigación
WEST	(2000)	1000 (Entidad financiera Alemana)	24 variables del historial de crédito, balance, destino del crédito, relativas al préstamo e información personal del cliente	MOE	Sens.: 85,72% Espec.: 52,25% Global: 75,66%
				RBF	Sens.: 86,53% Espec.: 47,01% Global: 74,60%
				MLP	Sens.: 86,48% Espec.: 42,47% Global: 73,28%
				LVQ	Sens.: 75,07% Espec.: 51,86% Global: 68,37%
WEST	(2000)	690 (Entidad financiera Australiana)	6 variables continuas y 8 categóricas (no referidas por contrato de confidencialidad entre el autor y la institución financiera)	FAR	Sens.: 59,61% Espec.: 51,17% Global: 57,23%
				MOE	Sens.: 85,43% Espec.: 87,54% Global: 86,68%
				RBF	Sens.: 86,85% Espec.: 87,26% Global: 87,14%
				MLP	Sens.: 84,60% Espec.: 86,74% Global: 85,84%
HSIEH	(2005)	1000 (Entidad financiera Alemana) - 690 (Entidad financiera Australiana)	Pertenencia de teléfono - Pertenencia de cuenta corriente - Años de empleo - Estado civil - Sexo - Saldo de la cuenta de ahorro - Historial de crédito - Propiedades - Destino del crédito - Años en el actual domicilio - Situación laboral - Régimen de vivienda - Cantidad del préstamo - Número de créditos anteriores - Garantías - Número de personas a cargo del prestatario - Duración del préstamo - Trabajador extranjero - Edad del prestatario	Clustering	Resultados para ambas entidades en base a 10 agrupaciones
				+	
				MLP	
YU ET AL	(2008)	60 Empresas (30 pagadoras y 30 fallidas)	Importe de las ventas	Análisis Regresión Logística	Sens.: 71,36% Espec.: 70,51% Global: 70,77%
			Ratio: Benef. despues impuesto / Capital empleado		
			ROE	MLP	Sens.: 74,07% Espec.: 72,14% Global: 73,63%
			Ratio: (Deuda C/P + Deuda L/P) / Activo total		
			Ratio: Pasivo corriente / Activo total	LVQ	Sens.: 78,87% Espec.: 76,54% Global: 77,84%
			Ratio: Activo corriente / Pasivo corriente		
Ratio: (Activo corriente - Pasivo corriente) / Activo total	FAR	Sens.: 79,00% Espec.: 79,00% Global: 79,00%			
Tiempo transcurrido entre la fecha de impago y la fecha de vencimiento del crédito					
Tiempo de funcionamiento de la empresa					
Dummy: 1 Empresa auditada 3 años antes, 0 Otro					
Dummy: 1 Auditor de reconocido prestigio, 0 Otro					

Tabla II.27. Modelos de Credit Scoring aplicando redes neuronales (continuación).

Autores	Fecha publicación	Número de observaciones	Variables independientes	Tipo de Red Neuronal	Resultados de la investigación
YU ET AL	(2009)	1.225 Créditos (902 pagados y 323 fallidos) - Entidad financiera Inglesa	Año de nacimiento - Número de hijos - Número de otras personas a su cargo - Teléfono en el domicilio - Ingresos del solicitante - Situación laboral del solicitante - Ingresos del cónyuge - Estado civil - Valor de la vivienda - Préstamo hipotecario - Desembolsos pendientes de la hipoteca o alquiler - Desembolsos pendientes de préstamos - Desembolsos pendientes en compras varias - Desembolsos pendientes en tarjetas de crédito.	Regresión Lineal	Sens.: 61,19% Espec.: 65,25% Global: 63,38%
				Regresión Logística	Sens.: 61,69% Espec.: 65,46% Global: 63,72%
				RBF	Sens.: 66,67% Espec.: 70,79% Global: 68,89%
				MLP	Sens.: 60,20% Espec.: 63,97% Global: 62,22%
				LVQ	Sens.: 67,41% Espec.: 72,07% Global: 69,92%
				FAR	Sens.: 76,87% Espec.: 82,94% Global: 80,14%
YU ET AL	(2009)	653 Créditos (357 concedidos y 296 rechazados) - Entidad financiera Japonesa	Por razones de confidencialidad, tanto los atributos empleados en el modelos, así como sus valores, fueron sustituidos por símbolos.	Regresión Lineal	Sens.: 82,29% Espec.: 82,17% Global: 82,21%
				Regresión Logística	Sens.: 83,33% Espec.: 82,80% Global: 83,00%
				RBF	Sens.: 84,38% Espec.: 83,44% Global: 83,79%
				MLP	Sens.: 81,25% Espec.: 80,89% Global: 81,03%
				LVQ	Sens.: 82,29% Espec.: 78,98% Global: 80,24%
				FAR	Sens.: 86,46% Espec.: 85,99% Global: 86,17%
YU ET AL	(2009)	1.000 Créditos (700 concedidos y 300 rechazados) - Entidad financiera Alemana	Tiene chequera (categórica) - Duración del préstamo (numérica) - Historial de crédito (categórica) - destino del crédito (categórica) - Cantidad desembolsada (numérica) - Posee cuenta de ahorro (categórica) - Tiempo en el actual empleo (categórica) - % de instalaciones sobre la renta disponible (numérica) - Estado civil y sexo (categórica) - Garantías (categórica) - Tiempo en la actual vivienda (numérica) - Propiedades (categórica) - Edad (numérica) - Otras instalaciones (categórica) - Vivienda (categórica) - Número de créditos concedidos con anterioridad (numérica) - Situación laboral (categórica) - Número de personas a su cargo (numérica) - Pertenencia de teléfono (categórica) - Trabajador extranjero (categórica)	Regresión Lineal	Sens.: 62,33% Espec.: 71,50% Global: 66,00%
				Regresión Logística	Sens.: 69,00% Espec.: 77,50% Global: 72,40%
				RBF	Sens.: 71,00% Espec.: 78,50% Global: 74,00%
				MLP	Sens.: 67,33% Espec.: 75,00% Global: 70,40%
				LVQ	Sens.: 74,67% Espec.: 80,50% Global: 77,00%
				FAR	Sens.: 80,33% Espec.: 84,50% Global: 82,00%

Fuente: Elaboración propia.

En la literatura especializada de *credit scoring*, resulta común encontrarse con investigaciones en las que se utilizan las redes neuronales como técnica a la hora de plantear una determinada aplicación. Sin embargo, con objeto de resaltar su poder predictivo, las redes neuronales suelen ser comparadas con otras técnicas, tanto paramétricas como no paramétricas. A este respecto, completamos la revisión de la bibliografía referida a este apartado unas líneas más adelante en el epígrafe relativo a la comparativa de modelos de *credit scoring* construidos mediante el uso de diferentes técnicas.

II.4.2.3. Árboles de Decisiones

Los árboles de decisión se constituyen como una técnica no paramétrica de clasificación binaria que permite separar las observaciones de una muestra asignándolas a grupos previamente establecidos.

La principal ventaja de esta metodología es que no está sujeta a supuestos estadísticos referentes a distribuciones o formas funcionales. Aunque conllevan una comprensión interna difícil sobre su funcionamiento, presentan relaciones visuales entre las variables, los grupos de la variable respuesta y el riesgo, por lo que constituye un método muy útil en el *credit scoring*.

La construcción de árboles se puede entender como un tipo de selección de variables (similar al utilizado en regresión), donde la obtención de resultados viene dada por la ejecución de un proceso interno automático. Lo más habitual es utilizar esta técnica como método de clasificación, aunque es posible construir árboles de regresión en los que cada nodo final es un valor predicho. La diferencia entre ambos estriba en el tipo de variable dependiente que se utiliza; mientras que en el árbol de clasificación es una variable cualitativa en el de regresión es cuantitativa.

Los algoritmos más comunes para construir los árboles de decisión son el CART (*Classification and regression trees*), ID3, C4.5 y C5, persiguiéndose en cada uno de ellos la separación óptima en la muestra, de tal modo que los grupos de la variable respuesta ofrezcan distintos perfiles de riesgo. En cualquiera de los casos se generan n nodos terminales y una escala de probabilidades con n valores posibles que conducen al resultado final y a la probabilidad empleada para validar el modelo y calcular la pérdida esperada

Por ejemplo, el modelo CART tiene como objetivo dividir sucesivamente la muestra original en submuestras mediante el uso de reglas univariantes con objeto de identificar la variable independiente que diferencie mejor la división. A continuación, el algoritmo se centra en cada una de las variables explicativas analizando puntos de corte, con la intención de elegir aquella variable que aporte una mayor homogeneidad a los nuevos subgrupos. El proceso finaliza cuando resulte imposible realizar una nueva división que mejore la homogeneidad existente, según se comprueba en la figura II.9. En esta figura también puede verse que el modelo reproduce un árbol compuesto por una serie de nodos y ramas que representan, respectivamente, los grupos y las divisiones que se van generando de la muestra original. Cada uno de los nodos terminales representa el grupo con el menor coste esperado del error o, dicho de otra forma, aquel con menor riesgo.

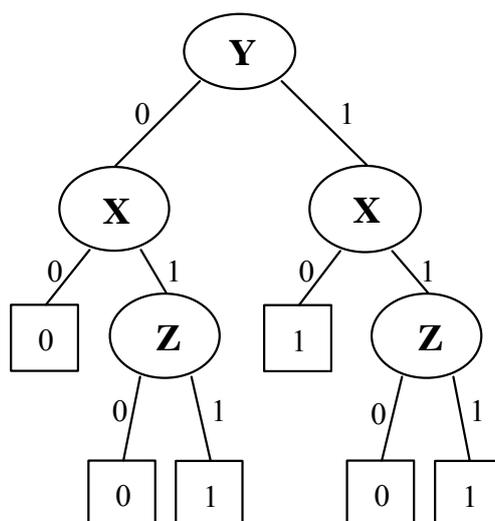


Figura II.9. Estructura de un árbol de decisión.

Las ventajas técnicas con las que cuenta esta metodología son la *simplicidad*, *potencia* y *estabilidad*. Hablamos de *simplicidad* como factor relevante por la gran comprensión y entendimiento sobre el funcionamiento y predicción del modelo. De *potencia*, como medida de la capacidad de discriminación correcta entre clientes pagadores y clientes fallidos. Y *estabilidad*, como propiedad que el modelo tiene para conservar la capacidad de discriminación, a la vez que detecta cambios en la calidad de la cartera.

Para medir la capacidad de discriminación, suele emplearse la prueba de bondad de ajuste de Kolmogorov-Smirnov para dos muestras, la curva ROC (Receive Operative Curve) y el coeficiente de Gini.

■ Aplicaciones de *credit scoring* con Árboles de Decisión

El modelo RPA (*Recursive Partitioning Algorithm*), presentado originalmente por Friedman (1977), puede ser considerado como un procedimiento no paramétrico de clasificación Bayesiana para el análisis financiero que, basado en patrones de reconocimiento, tiene los atributos tanto del enfoque de clasificación univariado clásico como el de los procedimientos multivariados.

Junto con Friedman (1977), precursor de esta técnica de *credit scoring*, las aportaciones de Breiman *et al* (1984), Marais *et al* (1984) y Frydman *et al* (1985) fueron determinantes para el desarrollo de otros trabajos bajo la utilización de esta metodología. Entre ellos, Makowski (1985), Coffman (1986) y Carter y Catlett (1987) aplicaron modelos de árboles de decisión para la clasificación de clientes en términos de *credit scoring*. Boyle *et al* (1992) realizaron un estudio comparado de esta metodología frente al análisis discriminante, enfrentando así una técnica no paramétrica frente a otra paramétrica.

II.4.3. Modelos comparativos de *Credit Scoring*

Tras haber planteado las técnicas que, históricamente, han tenido una mayor relevancia en la construcción de modelos y aplicaciones de *credit scoring*, así como los ejemplos más representativos de cada uno de ellas, nos planteamos ahora realizar una comparación de los resultados obtenidos mediante la aplicación de diferentes metodologías revisadas para la clasificación de clientes solicitantes de un crédito. Para ello, en el cuadro 28 hemos recopilado los estudios que, tras considerar un historial de crédito idéntico o similar para todas las metodologías empleadas, comparan el porcentaje correcto de clasificación de clientes para modelos de *credit scoring* contruidos tras emplear tanto técnicas paramétricas, como no paramétricas.

Si nos preguntamos cuál de todas las técnicas analizadas es la más conveniente, no podemos decantarnos por alguna sobre el resto. Así lo apuntan Hand y Henley (1997) al afirmar que, en general, no existe un método mejor que otro. Lo que no cabe duda es que un resultado óptimo de todo modelo de *credit scoring* se obtiene con un análisis pormenorizado de los recursos con los que se cuenta. La elección de una técnica de *scoring* correcta se convierte en un aspecto fundamental en el desarrollo de esta investigación, dependiendo de aspectos esenciales como la estructura de la base de datos, el tipo de variables empleadas y del conocimiento de los valores añadidos que suponen el empleo de cada uno de los métodos de calificación.

Así, en la tabla II.28 puede apreciarse como no existe una técnica específica que resuelva el problema de la clasificación de clientes de una forma más satisfactoria que otras. Es más, en numerosas ocasiones son los modelos paramétricos los que pronostican con mayor grado de acierto el pago e impago del prestatario, lo cual indica que no siempre los modelos más sofisticados predicen mejor.

Tabla II.28. Resumen de resultados de estudios sobre comparación de modelos.

AUTOR/ES	PORCENTAJE CORRECTO DE CLASIFICACIÓN					
	Análisis Discriminante o Regresión Lineal	Modelo Logit	Modelo Probit	Programación Lineal	Redes Neuronales	Arboles de Decisiones
Srinivasan y Kim (1987)	87,50%	89,30%	-	86,10%	-	93,20%
Boyle <i>et al</i> (1992)	77,50%	-	-	74,70%	-	75,00%
Henley (1995)	73,40%	43,30%	-	-	-	43,80%
Desai <i>et al</i> (1996)	81,12%	81,70%	-	80,75%	80,46	-
Arminger <i>et al</i> (1997)	-	67,59%	-	-	65,25%	66,42%
Desai <i>et al</i> (1997)	66,50%	67,30%	-	-	66,40%	67,30%
Yobas <i>et al</i> (2000)	68,40%	-	-	-	62,00%	62,30%
Lee <i>et al</i> (2002)	71,40%	73,50%	-	-	73,70% (77,00%) ^a	-
Malhotra y Malhotra (2003)	69,30%	-	-	-	72,00%	-
Baesen (2003) ^b	88,30%	87,40%	-	88,30%	88,30%	90,40%

Tabla II.28. Resumen de resultados de estudios sobre comparación de modelos (continuación).

AUTOR/ES	PORCENTAJE CORRECTO DE CLASIFICACIÓN					
	Análisis Discriminante o Regresión Lineal	Modelo Logit	Modelo Probit	Programación Lineal	Redes Neuronales	Arboles de Decisiones
Huang et al (2006)	-	86,19%	-	87,93%	68,42%	85,81% ^c 87,06% ^d
Hu y Ansell (2007)	-	84,31% (88,70%) ^e	-	85,12% (87,72%) ^e	88,21% (89,51%) ^e	88,29% (88,69%) ^e
Abdou (2009)	85,42%	82,81%	-	-	89,58%	-
Abdou y Pointon (2009)	79,40%	82,09%	-	-	87,64%	-
Chuang y Lin (2009)	76,00%	76,50%	-	-	79,50% (86,00%) ^f	77,50%
Zhou et al (2010)	72,07%	77,22%	77,27%	-	75,30%	70,35%

^a Modelo híbrido de red neuronal y análisis discriminante

^b Se ha escogido el modelo de mayor porcentaje correcto de clasificación

^c CART

^c C4.5

^e Resultados incorporando variables del entorno económico

^f Red neuronal híbrida

Fuente: Elaboración propia.

II.5. ANÁLISIS DEL RIESGO DE CRÉDITO EN LAS INSTITUCIONES DE MICROFINANZAS

Desde el origen de la actividad microfinanciera, esta disciplina ha evolucionando en la implementación de modelos y aplicaciones de *credit scoring*, incluso salvando las limitaciones que ello conlleva.

Hasta la fecha, han sido escasos los modelos de *credit scoring* desarrollados en el ámbito de las microfinanzas y, teniendo en cuenta el elevado número de ellos elaborados para la banca, llegamos a la conclusión de que se trata de una parcela de la investigación muy poco desarrollada.

En el presente epígrafe, nos marcamos como objetivo recopilar los modelos de *credit scoring* que han sido desarrollados para las instituciones de microfinanzas y orientados a pequeños negocios, los cuales tratan de basar la decisión de concesión o rechazo de la solicitud de un microcrédito en un sistema objetivo de calificación.

II.5.1. El modelo de Viganò

La primera aplicación de *credit scoring* conocida en microfinanzas corresponde a Viganò (1993), quien elaboró un modelo de calificación estadística para una entidad de microfinanzas de Burkina Faso, cuya misión es la de facilitar el acceso a los recursos financieros a clientes que viven y trabajan en una zona rural.

En su intención, Viganò (1993) elaboró un modelo basado en un análisis discriminante multivariante con objeto de concluir en una interpretación teórica relativa a los determinantes del riesgo de crédito en las microfinanzas. Para ello, se hizo de una base de datos de 100 observaciones obtenida tras el diseño de un cuestionario tendente a compilar información obtenida de clientes y de analistas de crédito. Las variables explicativas empleadas en el modelo y

que mostramos en la tabla II.29, fueron posteriormente agrupadas en 13 factores, los cuales fueron empleados para la construcción del modelo final de *scoring*.

Tabla II.29. *Variables explicativas. Viganò (1993).*

VARIABLES EXPLICATIVAS	
Sexo (dummy)	Proyectos del sector público (dummy)
Edad	Donaciones exteriores al proyecto (dummy)
Estado civil (dummy)	Lugar de la primera reunión (dummy)
Proximidad a la entidad (dummy)	Donaciones (dummy)
Agricultura (dummy)	Intervienen donantes en la primera reunión (dummy)
Cría de ganado (dummy)	Iniciativa en la solicitud (dummy)
Comercio (dummy)	Lugar de la negociación (dummy)
Jubilado (dummy)	Lugar del desembolso (dummy)
Nivel tecnológico (categórica)	Lugar del reembolso (dummy)
Flexibilidad estructural (dummy)	Responsabilidad en el desembolso (dummy)
Dependencia del tiempo (dummy)	Cuantía del préstamo
Fuente de ingresos (dummy)	Cuantía concedida / Cuantía solicitada
Ingresos monetarios (dummy)	Forma del desembolso del préstamo (dummy)
Acceso al mercado (dummy)	Reembolso monetario (dummy)
Tomador de precios (dummy)	Reembolso mediante salario o pensión (dummy)
Ingreso mínimo periódico / Cuantía del préstamo	Reembolso directo mediante las ventas (dummy)
Ingresos anuales / Deuda anual vencida	Duración del préstamo en meses
Total activo	Periodicidad de las cuotas
Tipo de tierra (categórica)	Días de retraso del desembolso
Teléfono (dummy)	Criterio de determinación de la cuantía (dummy)
Préstamos refinanciados	Tipo de interés del préstamo
Préstamos actualmente vencidos	Tipo de interés compuesto del préstamo
Total deuda	Hipotecario (dummy)
Total deuda / Total activos	Declaración jurada de bienes (dummy)
Destino del préstamo: Agricultura (dummy)	Garantías de mercado (dummy)
Destino del préstamo: Cría de ganado (dummy)	Garantías personales (dummy)
Destino del préstamo: Comercio (dummy)	Impagos pasados
Destino del préstamo: Agricultura (dummy)	Préstamos actuales en la entidad
Destino del préstamo: Todo lo anterior (dummy)	Cuentas de ahorro en la entidad (dummy)
Otros préstamos bancarios (dummy)	Calidad de la información (dummy)
Préstamos con otros bancos / Cantidad del proyecto	Fuente de la información (dummy)
Porcentaje de autofinanciación	Empresa de reciente creación (dummy)
Asociado al organismo GV (dummy)	

Fuente: Elaboración propia a partir de Viganò (1993).

Finalmente, observamos en la tabla II.30 los resultados del modelo de *scoring* para una entidad de microfinanzas que, según se ha podido comprobar, se han limitado a establecer un sistema de clasificación del cliente entre pagadores y fallidos sin aportar información sobre la probabilidad de impago.

Tabla II.30. *Resultados del modelo predicción. Viganò (1993).*

ANÁLISIS DISCRIMINANTE:			
Observado	Pronosticado		Porcentaje
	Pagadores	Fallidos	
Pagadores	32	19	62,75%
Fallidos	4	45	91,84%
Porcentaje Global de acierto			77,00%

Fuente: Elaboración propia a partir de Viganò (1993).

II.5.2. El modelo de Sharma y Zeller

Sharma y Zeller (1997) utilizaron una variante de los modelos paramétricos no lineales denominada Tobit¹⁰, para elaborar un modelo de *credit scoring* de carácter explicativo en una entidad de microfinanzas de Bangladesh. Dicho modelo fue construido sobre una cartera de 868 microcréditos solidarios y mancomunados, en los que la constitución de grupos de clientes constituye la principal característica de la base de datos utilizada para la elaboración del modelo. Según se muestra en la tabla II.31, 18 fueron las variables explicativas empleadas, de las cuales 5 resultaron ser estadísticamente válidas con un 5% significación.

Aunque no se refieren resultados sobre la predicción de nuevos créditos, el modelo resultó ser interesante al identificar algunos factores que influían en el impago de programas de microcréditos a grupos de personas.

Las conclusiones finales del trabajo hacen referencia a que la práctica bancaria puede dar sus frutos en el ámbito de las microfinanzas, abogando por una relación a largo plazo rentable entre las IMFs y aquellas personas que tienen difícil acceso a los recursos financieros. Los autores también sugieren

¹⁰ El modelo Tobit se define como un modelo de variable latente en el que:

$$y^* = \beta_0 + x\beta + u, u|x \approx Normal(0, \sigma^2) \quad (25)$$

$$y = \max(0, y^*)$$

donde, la variable latente y^* satisface las suposiciones del modelo lineal clásico al poseer una distribución homocedástica normal con una media condicional lineal.

que el proceso de formación de grupos solidarios y mancomunados incrementa el éxito en el reembolso y devolución del crédito recibido.

Tabla II.31. *Variables explicativas. Sharma y Zeller (1997).*

VARIABLES
Valor del préstamo en la moneda de Bangladesh
Tamaño del grupo solidario o mancomunado
Calidad y tamaño de los terrenos de los clientes
Porcentaje de crédito concedido sobre el solicitado
Características culturales relativas entre los miembros del grupo
Número de incidencias personales de los miembros del grupo (*)
Proporción de miembros del grupo que se dedican a la explotación agrícola
Proporción de niños de todos los hogares del grupo
Proporción de mujeres de todos los hogares del grupo
Variable dummy en la que 1, si el grupo lo ha formado la entidad ó 0, si ha sido formado particularmente
Duración del préstamo solidario o mancomunado
Distancia desde el lugar de explotación hasta nueve centros de servicios varios
Número de grupos existentes en el lugar de la explotación (*)
Variable dummy en la que 1, si el lugar de explotación se encuentra dentro del programa "food-for-work" ó 0, en caso contrario (*)
Proporción de tierra cultivada en regadío (*)
Número de personas participantes en el grupo por cada 1.000 habitantes (*)
Dummy sucursal A
Dummy sucursal B

(*) Variables significativas al 5%

Fuente: Elaboración propia a partir de Sharma y Zeller (1997).

II.5.3. El modelo de Zeller

Muy similar al anterior fue el trabajo de Zeller (1998) en el que, aplicando la misma metodología estadística (Tobit) elaboró un modelo explicativo de *credit scoring* para una entidad de microfinanzas de Madagascar, con un historial de crédito compuesto por información relativa a 168 líneas de microcrédito concedidas a grupos solidarios o mancomunados.

Cada programa o línea de microcréditos contenía información que fue tomada en consideración bajo 19 variables relativas a las características de la comunidad o región en la que se desarrollaba la actividad productiva, características del programa o línea de microcréditos en grupo y características del grupo, en sí, al cual se le concedía la línea de crédito. Finalmente, 7 fueron las variables que resultaron ser significativas a un nivel del 5%.

El alto grado de parecido de este trabajo con el anterior converge en la obtención de unas conclusiones similares entre las dos investigaciones.

Por otro lado, resulta interesante mencionar que Schreiner (2003) alega que los modelos planteados por Sharma and Zeller (1997), Reinke (1998) y Zeller (1998) no son estadísticamente válidos, al igual que indica que los modelos de Sharma y Zeller (1997) y de Zeller (1998) no son viables al estar contruidos sobre grupos mancomunados, argumentando que el *scoring* no tiene validez para préstamos en grupo.

II.5.4. El modelo de Reinke

Reinke (1998) por su parte diseñó un modelo de *scoring* para una entidad de microfinanzas de Sudáfrica, en su intención de identificar los factores más relevantes en el impago de los clientes de la institución. Para ello, dispuso de un historial de crédito extraído en la organización, compuesto de información acerca de 1.641 clientes, de los cuales 459 correspondían a una sucursal de una pequeña localidad rural y 1.182 lo eran de una sucursal de la capital del país (Johannesburgo). Las ocho variables explicativas del fenómeno de impago, y que finalmente formaron parte del modelo final, son mostradas en la tabla II.32. En dicho cuadro puede apreciarse como las variables explicativas consideradas para el modelo son variables *dummy* que reflejan la pertenencia, o no, de una determinada cualidad.

Tabla II.32. *Variables explicativas. Reinke (1998).*

VARIABLE	DESCRIPCIÓN
Sexo	<i>Dummy</i> : 1 = Hombre; 0 = Mujer
Nivel educativo	Índice interno estandarizado sobre el nivel educativo del cliente. ($0 \leq \text{EDU} \leq 1$)
Clasificación del cliente	<i>Dummy</i> : 1 = Calificado con problemas potenciales; 0 = Calificado sin problemas potenciales
Duración	<i>Dummy</i> : 1 = Préstamo iniciado antes del 01/01/1994; 0 = Préstamo iniciado después del 01/01/1994
Propiedad de negocio	<i>Dummy</i> : 1 = Cliente es propietario de un negocio; 0 = Cliente no es propietario de un negocio
Spaza	<i>Dummy</i> : 1 = Cliente no trabaja con la cadena de hipermercados SPAZA; 0 = Lo contrario
Edad	<i>Dummy</i> : 1 = Cliente nació antes de 01/01/1965; 0 = Cliente nació después de 01/01/1965
Zona	<i>Dummy</i> : 1 = Sucursal de Johannesburgo; 0 = Sucursal de localidad extrarradio

Fuente: Elaboración propia a partir de Reinke (1998).

Respecto al resto de la investigación, conviene mencionar que el autor no refiere resultado alguno de la misma, a la vez que tampoco realiza ninguna valoración del modelo con medidas de bondad del ajuste. Sin embargo, teniendo en cuenta que se trata de un modelo explicativo sin intención, al parecer, de contribuir al pronóstico de nuevos clientes, aporta una interpretación detallada de los factores que incorporan una probabilidad de impago sobre el crédito concedido, todo ello, en función de los signos de los estimadores obtenidos en el modelo final.

II.5.5. El modelo de Schreiner

El modelo de Schreiner (1999), quizás constituya la aplicación más llana y sencilla en cuanto a su entendimiento, de los modelos de *credit scoring* planteados para entidades de microfinanzas, motivo por el cual dicho modelo se constituye como una referencia de todas las aplicaciones de calificación estadística para los clientes de microcrédito.

CAPÍTULO II: ANÁLISIS DEL RIESGO DE CRÉDITO EN LAS INSTITUCIONES DE MICROFINANZAS

Este modelo fue elaborado para Bancosol, una IMF de Bolivia, cuya sucursal de La Paz se erige como la agencia microfinanciera con mayor número de clientes a nivel mundial, y en la que se contaba con un historial de crédito con información de 39.956 préstamos.

En el diseño del modelo de *scoring* para la entidad boliviana, el autor disponía de información que configuró como las trece variables explicativas que podemos apreciar en la tabla II.33. A pesar de no ser un número demasiado elevado de variables, éstas fueron definidas como politómicas o categóricas, hecho que supuso que la base de datos albergara una mayor información.

Tabla II.33. *Variables explicativas. Schreiner (1999).*

Variable Independiente	Categoría	Descripción	Variable Independiente	Categoría	Descripción	
Créditos previos	0	0	Garantía	0	Otro	
	1	1		1	Personal	
	2	2		2	Ninguna	
	3	3		3	Múltiple	
	4	4	4	Cambio de garantía		
	5	5	Sucursal	0	Otras	
	6	6		1	Sucursal 1	
	7	7		2	Sucursal 2	
	8	8		3	Sucursal 3	
9	9 ó más	4		Sucursal 4		
Meses desde el primer crédito	0	0-6		5	Sucursal 5	
	1	7-19		6	Sucursal 6	
	2	20-53		7	Sucursal 7	
	3	54-147	8	Cambio de sucursal		
	4	148 ó más	0	0-6		
Duración del atraso máximo en el crédito previo	0	0	Experiencia del oficial de crédito (en meses)	1	7-19	
	1	1		2	20-53	
	2	2		3	54-147	
	3	3		4	148 ó más	
	4	4	Oficial de crédito	0	Otros	
	5	5		1	Oficial 1	
	6	6		2	Oficial 2	
	7	7		...		
	8	8		38	Oficial 38	
	9	9		39	Cambio de oficial	
	10	10-14		Año de desembolso	0	1988-1991
	11	15-23			1	1992
	12	24-30			2	1993
13	31 ó más	3	1994			
Número de atrasos en el crédito previo	0	0-1	4	1995		
	1	2	5	1996		
	2	3	Mes del desembolso	0	Enero	
	3	4		1	Febrero	
	4	5 ó 6		2	Marzo	
5	7 ó más	3		Abril		
Género	0	Hombre		4	Mayo	
	1	Mujer		5	Junio	
Sector	0	Manufactura		6	Julio	
	1	Comercio		7	Agosto	
	2	Cambio de sector		8	Septiembre	
Monto desembolsado	Numérica			9	Octubre	
				10	Noviembre	
			11	Diciembre		

Fuente: Elaboración propia a partir de Schreiner (1999).

Tal y como observamos en la tabla II.34, los resultados de la investigación resultaron ser más que aceptables, aunque, a nuestro entender,

se trata de un modelo no demasiado válido al considerar las trece variables explicativas, siendo algunas de ellas no significativas según la aplicación logit desarrollada. Por otra parte, se trata de un modelo con unos resultados irregulares en cuanto al porcentaje correcto de clasificación, dada la gran diferencia entre los valores de la sensibilidad y especificidad, hecho que se manifiesta en la escasa distancia respecto a la clasificación de los grupos definidos en la variable dependiente.

Tabla II.34. *Resultados del modelo predicción. Schreiner (1999)*¹¹.

Observado	PC = 0,00	PC = 0,05	PC = 0,10	PC = 0,15	PC = 0,20	PC = 0,25	PC = 0,30	PC = 1,0
Sensibilidad	0,00%	55,82%	80,80%	93,09%	96,76%	98,43%	98,45%	100,00%
Especificidad	100,00%	70,76%	36,69%	18,95%	10,73%	5,70%	2,96%	0,00%
PCC	8,65%	57,12%	76,99%	86,68%	89,32%	90,41%	90,24%	91,35%

Fuente: Elaboración propia a partir de Schreiner (1999).

II.5.6. El modelo de Vogelgesand

El siguiente modelo de *scoring* para microfinanzas que analizamos corresponde a Vogelgesand (2003), quien desarrolla una aplicación que tiene como objetivo predecir el riesgo de impago en la entidad de microfinanzas boliviana de Caja Los Andes.

Respecto a la técnica empleada, el autor presenta un modelo de utilidad aleatoria (regresión logística multinomial) apoyado por la estimación con modelos probit bivariados. El historial de crédito utilizado para su construcción fue construido a través de documentos gerenciales de la entidad y de anotaciones realizadas por los oficiales de crédito tras la ejecución de visitas programadas a los negocios y hogares de los prestatarios potenciales. En consecuencia, la base de datos disponible para la elaboración del modelo de *credit scoring* contenía información perteneciente a aproximadamente 76.000 clientes de la institución correspondiente al período de tiempo que transcurre

¹¹ PC: Punto de corte.
PCC: Porcentaje correcto en la clasificación.

entre mayo de 1992 y junio de 2000 donde, finalmente, el investigador dispuso de 8.002 créditos completos en información. A este respecto, las variables explicativas contenidas en la base de datos, tal y como puede apreciarse en la tabla II.35, fueron agrupadas en variables personales del cliente, variables del negocio, variables del préstamo y variables del entorno.

Tabla II.35. *Variables explicativas. Vogelgesand (2003).*

Tipo de variable	Variable
Variables Personales	Estado civil
	Género
	Créditos impagados en otras entidades financieras
	Logaritmo de la edad del cliente
	Logaritmo de los ingresos que no proceden del negocio
	Logaritmo de los ingresos que proceden del negocio
	Promedio de atrasos anteriores
Variables del Negocio	Atraso máximo anterior
	Logaritmo de los activos
	Ratio pasivos sobre los activos
	Dummy: si el cliente posee préstamos en otras entidades
	Logaritmo de la antigüedad del negocio
	Dummy: sector comercial frente a sector producción
Variables del Préstamo	Dummy: sector servicios frente a sector producción
	Tamaño del préstamo: logaritmo de la cantidad aprobada
	Diferencia entre la cantidad aprobada y la solicitada
	Dummy: crédito preferencial
	Tasa de interés
	Importe de la comisión cargada al préstamo
	Dummy: Penalizaciones por retrasos en créditos anteriores
	Dummy: reembolsos semanales
	Dummy: reembolsos quincenales
	Dummy: reembolsos irregulares
	Duración del préstamo en días
	Número de reembolsos programados
Logaritmo del valor de las garantías	
Variables del Entorno	Dummy: existencia de avalista
	Dummy: préstamo desembolsado en Cochabamba
	Dummy: préstamo desembolsado en Sucre
	Dummy: préstamo desembolsado en Trinidad
	Dummy: préstamo desembolsado en Tarija
	Proporción de clientes con préstamos en otras entidades
	Renta per cápita de la cartera de IMFs
	Tolerancia de uno o dos días de atraso
	Número de registros de créditos "malos"
	Ratio de crecimiento trimestral (fuente INE)
Dummy: año 199x	

Fuente: Elaboración propia a partir de Vogelgesand (2003).

El estudio propuesto fue elaborado con una variable dependiente doble, en la que, en primer lugar, consideraba como créditos "malos" los que tuvieron un atraso de un día y, en segundo lugar, un estudio similar en el que el límite de tiempo para considerar a un cliente como moroso se fijaba en diez días. Por otro lado, también se analizó la conveniencia de aceptar o rechazar un préstamo tomando como variable dependiente aquella que confronta

préstamos concedidos frente a préstamos rechazados. Según el procedimiento planteado, los resultados sugieren un poder de predicción relativamente bajo. Por ejemplo, utilizando como punto de corte 0,4, el valor de la sensibilidad ascendía a un 71,89%, mientras que el valor de la especificidad se situaba en torno a un 53,85%, siendo el porcentaje correcto en la clasificación global de un 63,54%. A pesar de simular estos resultados para distintos puntos de corte, el porcentaje correcto de clasificación con valores cercanos de la sensibilidad y especificidad de este modelo de *scoring*, no consiguieron mejorar este porcentaje.

II.5.7. El modelo de Diallo

Por su parte, Diallo (2006) utilizó la regresión logística para construir un modelo de *credit scoring* para una entidad de microfinanzas de Mali y compararlo con un análisis discriminante respecto a los resultados obtenidos. En su objetivo, trata también de explicar los factores que afectan al impago del préstamo, definido como atraso de más de 30 días, sobre una muestra de 269 créditos obtenidos del historial crediticio de la institución Nyèsigiso. Para ello, dispuso de una amplia información relativa a esos créditos, la cual fue contemplada bajo la consideración de las 27 variables explicativas que se muestran en la tabla II.36. Puede observarse como, ante la escasez de variables cuantitativas, la base de datos ha sido elaborada, fundamentalmente, con variables que describen la pertenencia o no de alguna determinada cualidad o, dicho de otro modo, con variables cualitativas.

En virtud de la información contenida en la tabla II.37, el modelo de regresión logística mejora la capacidad predictiva del análisis discriminante, acercando, si cabe aún, los valores de la sensibilidad y especificidad.

Tabla II.36. *Variables explicativas. Diallo (2006).*

Variable
Edad
Profesión
Nivel educativo
Género
Estado civil
Número de hijos
Ingresos anuales estimados
Vínculo con los empleados
Montante solicitado
Montante concedido
Destino del crédito
Importe de los gastos financieros
Valor estimado de las garantías reales
Tipo de garantías
Tiempo (en días) transcurrido entre la solicitud y la concesión del crédito (*)
Capacidad de pago
Número de créditos concedidos tras la incorporación a la IMF (*)
Número de créditos anteriores impagados
Frecuencia de las cuotas periódicas
Montante atrasado del préstamo
Motivos del atraso
Duración del préstamo (en días)
Experiencia del oficial de crédito (en años)
Ratio: gastos financieros / montante del préstamo (*)
Tasa de interés (*)
Ratio: cantidad solicitada / cantidad aceptada (*)
Ratio: capacidad mensual de reembolso / cantidad mensual para el reembolso

(*) Variables incluidas en el modelo

Fuente: Elaboración propia a partir de Diallo (2006).

Tabla II.37. *Resultados del modelo predicción. Diallo (2006).*

ANÁLISIS DISCRIMINANTE:			
Observado	Pronosticado		Porcentaje
	Pagadores	Fallidos	
Pagadores	154	24	86,52%
Fallidos	44	47	51,65%
Porcentaje Global de acierto			74,72%
REGRESIÓN LOGÍSTICA:			
Observado	Pronosticado		Porcentaje
	Pagadores	Fallidos	
Pagadores	152	26	85,39%
Fallidos	41	50	54,95%
Porcentaje Global de acierto			75,09%

Fuente: Elaboración propia a partir de Diallo (2006).

II.5.8. El modelo de Meier y Balke

Meier y Balke (2006) desarrollan una investigación explicativa de los factores de impago en una cartera de microcréditos de una IMF de Azerbaiyán. En dicha aplicación, los autores plantean desarrollar un modelo de regresión logística, definiendo la variable dependiente, es decir, el concepto de impago según el número de días de retraso que supongan un coste extra para la entidad, simulando la misma aplicación para 0, 1, 2, 4 y 9 días de retraso como condición para definir la variable explicada.

El historial de crédito disponible en la IMF de la investigación estaba compuesto por 10.053 observaciones, cuyas variables explicativas del fenómeno de la morosidad de clientes, en la línea de las variables utilizadas en microfinanzas, pueden ser observadas en la tabla II.38.

Tabla II.38. *Variables explicativas. Meier y Balke (2006).*

Variable	
1.- Estado civil	18.- Número de empleados del negocio (*)
2.- Género	19.- Número de créditos concedidos anteriormente
3.- Edad (*)	20.- Número de cuotas anteriores en mora
4.- Número de miembros en la unidad familiar	21.- Mora mayor (en días)
5.- Montante del crédito (*)	22.- Antigüedad del negocio (*)
6.- Sector de actividad (*)	23.- Saldo activo corriente
7.- Importe ventas mensuales (*)	24.- Saldo tesorería
8.- Activos totales	25.- Saldo créditos
9.- Ingresos familiares totales (*)	26.- Saldo existencias
10.- Gastos familiares totales (*)	27.- Saldo activo fijo
11.- Ratio de endeudamiento (*)	28.- Saldo pasivo a corto plazo
12.- Beneficio bruto	29.- Saldo pasivo a largo plazo
13.- Beneficio neto	30.- Fondos propios
14.- Rotación de activos	31.- Flujo neto de caja
15.- Deuda a corto plazo	32.- Otros ingresos
16.- Liquidez	33.- Capacidad de pago (*)
17.- Número de puntos de venta	34.- Garantías (si / no)

(*) Variables incluidas en el modelo cuya variable dependiente se define con retraso que supone un coste a la organización de 2 días.

Fuente: Elaboración propia a partir de Meier y Balke (2006).

Hubiera sido interesante presentar resultados de este trabajo en lo que a porcentaje correcto de predicción se refiere pero, lamentablemente, los autores se centraron en elaborar un modelo de *credit scoring* con la finalidad de

explicar (y no de predecir) el riesgo de impago de una entidad de microfinanzas de Azerbaiyán.

II.5.9. El modelo de Dinh y Kleimeier

La aplicación de *credit scoring* de Dinh y Kleimeier (2007) está desarrollada para la banca minorista de Vietnam, en la que los autores contaron con una cartera completa de préstamos, concretamente 56.037, sobre los que desarrollaron un modelo de regresión logística binaria. Aunque la cartera contiene créditos hipotecarios, no siendo objeto de nuestro estudio para las microfinanzas, el número de éstos es relativamente reducido en relación a los créditos a pymes.

El objetivo del trabajo consiste en estimar la probabilidad de insolvencia para una cartera minorista de créditos para, con posterioridad, construir un sistema de ratings interno y un modelo IRB básico de evaluación del riesgo de crédito bajo los acuerdos de la nueva normativa de Basilea II.

Sobre el modelo de *credit scoring* desarrollado, la tabla II.39 nos muestra las variables empleadas en el diseño, donde destacamos la caracterización categórica de todas ellas. Respecto a las variables incluidas en el modelo final de *scoring*, conviene mencionar que los autores consideraron aquellas que eran coherentes según el signo del estimador, teniendo en cuenta que sólo nueve de ellas tenían un nivel de significación por debajo del 5%.

Tabla II.39. *Variables explicativas. Dinh y Kleimeier (2007).*

Variables categoricas	
Ingresos mensuales	Número de dependientes (*)
Nivel educativo (*)	Teléfono en el domicilio (*)
Situación laboral	Teléfono mÓvil
Tipo de empleo	Destino del crédito (*)
Tiempo de contrato laboral (años)	Tipo de garantía (*)
Edad (años)	Valor estimado de la garantía (*)
Género (*)	Duración del préstamo (meses) (*)
Región geográfica (*)	Tiempo como cliente de la institución (*)
Tiempo en el actual domicilio (*)	Número de créditos anteriores (*)
Estado residencial (*)	Cuenta corriente (*)
Estado civil (*)	Cuenta de ahorro (*)

(*) Variables incluidas en el modelo

Fuente: Elaboración propia a partir de Dinh y Kleimeier (2007).

Realizada la matización anterior, los resultados del modelo de *credit scoring* resultaron ser muy alentadores, en los que el valor de la sensibilidad ascendía al 98,38%, y los de la especificidad a un 78,63%, siendo el porcentaje correcto en la clasificación global de un 97,02%.

II.5.10. El modelo de Van Gool *et al*

El último trabajo que presentamos sobre evaluación del riesgo de impago en el ámbito de las microfinanzas corresponde a Van Gool *et al* (2009). Para la cartera compuesta por 6.722 microcréditos vencidos de una entidad de microfinanzas de Bosnia-Herzegovina, los autores desarrollaron dos experimentos empleando, para ello, la regresión logística binaria. De los 6.722 préstamos de la cartera, 4.705 (el 70%) fueron utilizados para la estimación del modelo de *credit scoring*, mientras que el resto, 2.017 (el 30%), tenían por objeto validarlo. La única diferencia entre las dos aplicaciones radica en el tratamiento de las variables explicativas empleadas que mostramos en la tabla II.40. El modelo número 1 define las variables explicativas, todas ellas, como categóricas, mientras que el modelo número 2 las define como continuas.

Tabla II.40. Variables explicativas. Van Gool et al (2009).

Agrupación	Variable
Variables del prestatario	Edad
	Experiencia laboral
	Beneficio neto del negocio
	Capital del negocio
	Negocio registrado
	Ganancias netas del hogar
	Capital del hogar
	Otras deudas
Variables del préstamo	Destino del crédito
	Montante del crédito
	Duración (en meses)
	Calificación del cliente según la entidad
	Mes de concesión del crédito
	Año de concesión del crédito
Variables del prestamista	Sucursal
	Analista u oficial de crédito

Fuente: Elaboración propia a partir de Van Gool et al (2009).

Teniendo en cuenta que la variable dependiente fue definida como una variable *dummy* que toma valor uno (1) para aquellos clientes que se retrasan dos o más días en el pago en alguna de sus cuotas, y cero (0) para créditos que son pagados o que no sufren un retraso mayor a esos dos días, los resultados obtenidos en los dos modelos elaborados se muestran en la tabla II.41.

Tabla II.41. Resultados del modelo predicción. Van Gool et al (2009).

Performance Measure	Performance of Models 1 and 2							
	Model 1 - STPW		Model 1 - AUC		Model 2 - STPW		Model 2 - AUC	
	In-Sample	Out of Sample	In-Sample	Out of Sample	In-Sample	Out of Sample	In-Sample	Out of Sample
PCC(1)	0.7843	0.7848	0.7834	0.7823	0.8042	0.7769	0.8053	0.7754
SENS(1)	0.7978	0.8039	0.7985	0.8031	0.8201	0.8038	0.8197	0.8016
SPEC(1)	0.5294	0.4833	0.5197	0.4634	0.6343	0.4315	0.6452	0.4161
PCC (2)	0.6380	0.6386	0.6829	0.6857	0.6812	0.6371	0.6332	0.5964
SENS (2)	0.8816	0.8810	0.8747	0.8720	0.8979	0.8632	0.9052	0.8741
SPEC (2)	0.3410	0.3322	0.3707	0.3614	0.3805	0.3202	0.3484	0.3049
Kolmogorov-Smirnov Statistic	0.3394	0.3134	0.3416	0.3224	0.4003	0.2670	0.4025	0.2667
Area Under ROC Curve (AUC)	0.7257	0.7066	0.7257	0.7051	0.7685	0.6810	0.7675	0.6789
Accuracy Ratio (AR)	0.4514	0.4133	0.4514	0.4102	0.5370	0.3620	0.5351	0.3579
Number of Variables Included	8		8		12		11	

Fuente: Van Gool et al (2009).

II.6. LIMITACIONES EN LA CONSTRUCCIÓN DE LOS MODELOS DE *CREDIT SCORING* PARA LAS MICROFINANZAS

Las diferencias en los modelos de gestión del riesgo entre la banca comercial y las IMF's hacen posible la identificación de algunas limitaciones en la elaboración de modelos de *credit scoring* para el negocio microbancario. Aunque ello no es inconveniente para que una situación contraria no pueda sucederse. Así, cuando Mester (1997) establece una serie de limitaciones del *credit scoring*, sugiere que un modelo que no mantenga una proporción similar de créditos que aporten elevados rendimientos, a créditos cuya contribución al margen de intermediación financiera no sea tan elevada, no se encuentra correctamente elaborado a causa de no recoger una amplia información de las características que puedan suponer un aumento del riesgo de impago. Sin embargo, entendemos que esta limitación identificada para la banca comercial, no lo es tanto para las IMF's, dado que según la función económica y social que define al microcrédito y a las entidades que los conceden, éstas vienen concediendo créditos sin atender estrictamente al objetivo de la maximización del resultado. Como consecuencia, la cartera de créditos de una IMF's se compone de créditos de diversa índole, en el sentido que el exceso de riesgo de uno de ellos puede verse compensado por la elevada rentabilidad que pueda aportar otro y, por tanto, encontramos en ella factores de riesgo más distinguidos.

Por otra parte, la cuestión fundamental que actualmente se plantea en los trabajos de investigación sobre *credit scoring* es si los modelos estadísticos de riesgo de crédito son aplicables o no a las instituciones de microfinanzas. Según Schreiner (2000), *“Aunque la calificación es menos poderosa en los países pobres que en los países ricos, y a pesar de que la calificación en las microfinanzas no reemplazará el conocimiento personal del carácter por los analistas de crédito y por los grupos de crédito, la calificación puede mejorar las estimaciones del riesgo y así disminuir los costos. Por tanto, la calificación complementa –pero no sustituye- las tecnologías usadas actualmente en las microfinanzas.”*

La construcción de un modelo de *credit scoring* para las instituciones de microfinanzas implica una serie de limitaciones y desventajas que incrementan la dificultad para llegar a unos resultados razonables. A continuación exponemos algunas de esas limitaciones que, bien otros autores han revelado en el intento de consecución de un modelo de *scoring* para las microfinanzas, o que bien nosotros mismos hemos podido detectar en la elaboración del presente trabajo. Las limitaciones que presentamos quedan agrupadas, fundamentalmente, en limitaciones halladas en los historiales de crédito; limitaciones referidas a la figura del analista de crédito y, por último, las limitaciones propias del sistema de información.

a) El historial de crédito

El negocio de las IMFs se ha caracterizado por tener historiales de créditos irregulares, incompletos y con un número escaso de observaciones sobre el préstamo. Si lo que pretendemos es analizar el comportamiento de pago de un cliente de microcrédito, se requiere una base de datos amplia que recoja préstamos que han resultado impagados en algunas de sus cuotas entre su concesión y su fecha de vencimiento.

Según lo indicado, y teniendo en cuenta las características peculiares de los historiales de crédito de las IMFs diferentes a las del negocio bancario, nos encontramos una información económica y financiera insuficiente para identificar los factores de riesgo de la realidad empresarial del cliente de microcrédito. En consecuencia, para cubrir la insuficiencia informativa anteriormente comentada, los historiales de crédito de las IMFs han de completarse con características y variables menos significativas y de corte cualitativo.

Por otra parte, el problema de tener historiales de créditos irregulares e incompletos afecta directamente al número de observaciones finales con la que construir el modelo de *credit scoring*. Ello implica que, en caso de no disponer con un historial de crédito amplio en lo que a número de observaciones se

refiere, la base de datos final podría quedarse con un número de casos poco representativo de la población, lo que nos conduciría a un modelo de *credit scoring* imperfecto.

Además, las IMF's normalmente no cuentan con información en sus bases de datos sobre clientes a los que se denegó el crédito debido a que no pasaron en su momento la evaluación estándar del analista. Por tanto, sólo se podrá contar con la información de aquellas solicitudes de créditos consideradas en la fase de aprobación en su momento.

b) La figura del analista de crédito

A diferencia de las entidades financieras, la elaboración de un modelo de calificación estadística para las microfinanzas requiere la intervención de un analista de crédito en la recopilación y captación de información para el historial de crédito. El analista recoge información de tipo personal y cualitativo sobre el cliente, información que pueda acumular factores de riesgo de cara a la devolución del crédito concedido. Por otra parte, el analista es el responsable de una inspección económica y financiera del negocio y del hogar del cliente, así como de su correcta valoración.

Por consiguiente, el inconveniente que se presenta hace referencia a que este proceso puede estar muy condicionado por la opinión subjetiva del analista.

c) El sistema de información

La información recogida por el analista u oficial de crédito ha de ser integrada correctamente en el sistema de información de gestión de la entidad de microfinanzas, labor que requiere un programador u operario destinado a tal función. La probabilidad de cometer errores en esta actuación, o la no introducción de datos en un tiempo razonable, constituye un motivo para que el modelo diseñado pueda carecer de significado.

Para concluir, hemos de decir que con el paso de los años desde las primeras aplicaciones de *credit scoring* para microfinanzas, y gracias al desarrollo tecnológico, los historiales de crédito de las IMFs se están regularizando y adoptando formas mucho más completas en información. Por este motivo, podemos afirmar que las limitaciones anteriormente comentadas se están mitigando conforme el tiempo transcurre.

II.7. VENTAJAS E INCONVENIENTES DE LA ELABORACIÓN DE UN MODELO DE SCORING PARA UNA INSTITUCIÓN DE MICROFINANZAS

A pesar de las limitaciones existentes en la elaboración de modelos de *credit scoring* para IMFs, una vez superadas éstas mediante la formulación de una estrategia metodológica adecuada, podemos identificar una serie de ventajas e inconvenientes en la construcción de un sistema que mida el riesgo de impago de un cliente potencial de la institución.

Las IMFs han basado la decisión de concesión o rechazo de una solicitud de un microcrédito en el uso de un *scoring* subjetivo del analista de crédito. Sin embargo, la utilización de sistemas estadísticos de calificación crediticia frente a dicho análisis subjetivo supone la presencia de una lista de ventajas, al igual que una serie de inconvenientes.

En lo que sigue, nos hemos basado en el trabajo de Schreiner (2004) para recopilar las ventajas e inconvenientes que conlleva la elaboración de un modelo de *credit scoring* en el paradigma de las microfinanzas. En esta línea, hemos profundizado en aquello que ha tenido o ha podido tener alguna repercusión en la elaboración de los modelos de *credit scoring* para dos entidades de microfinanzas expuesta en el capítulo 4 del presente trabajo de investigación.

III.7.1. Ventajas del *credit scoring* en las IMFs

El éxito de la calificación estadística puede depender de diversos factores que afectan a la entidad de microfinanzas que desee implantar este tipo de modelos. Las posibilidades de éxito de la calificación del riesgo de crédito se encuentran resumidas en una serie de ventajas que pasamos a comentar de forma resumida.

- *Información de la clasificación en términos de probabilidad*

Uno de los objetivos principales del presente trabajo de investigación consiste en diseñar un sistema de gestión del riesgo de microcrédito acorde a la norma de Basilea II. En este sentido, la elaboración de un sistema de *rating* interno requiere que la predicción sobre un cliente de una IMF respecto a si es pagador o moroso del crédito concedido se encuentre expresada en términos de probabilidad. Por este motivo, la elección de la técnica empleada en la construcción de un modelo de *credit scoring* tiene una importancia relevante si se pretende alcanzar el mencionado objetivo.

La elección de una técnica que aporte probabilidad de impago supone una ventaja sobre la utilización de un *scoring* basado en la decisión subjetiva del analista de crédito que, *a priori*, constituye una de las limitaciones comentadas en el epígrafe anterior.

- *Objetividad y consistencia en la toma de decisiones*

Los modelos de *credit scoring* que emplean técnicas paramétricas y no paramétricas proporcionan resultados objetivos en sus pronósticos. De este modo, dos observaciones diferentes de una muestra que presenten idénticas características o variables de entrada, son pronosticadas con el mismo resultado final. Sin embargo, la utilización de sistemas subjetivos de *scoring*, hace probable que estas observaciones con las mismas características resulten

ser pronosticadas en grupos de decisión diferentes, debido, fundamentalmente, a factores diversos relativos a la subjetividad del analista de crédito.

Por otro lado, el uso de un modelo de *credit scoring* asume que el analista es conocedor de todos los factores que influyen en el riesgo de impago del prestatario, pues el modelo es construido a partir de la información contenida en el historial crediticio, ofreciendo resultados que tienen en cuenta esta premisa. Por el contrario, la decisión puntual de un analista de crédito sobre la concesión o rechazo de un préstamo sin modelo de *credit scoring* alguno, no reúne tanta información sobre los factores de riesgo de un determinado cliente.

Quiere decirse pues, que una ventaja importante del uso de modelos de *credit scoring* es que éste puede albergar un amplio número de factores de forma simultánea.

- *Validación de los modelos*

Una vez elaborado el modelo de *credit scoring*, se procede a su validación mediante simulaciones de distintos escenarios. En consecuencia, se obtienen unos resultados que son comparables con la realidad observada del crédito, es decir, se comprueba si el pronóstico sobre éste coincide o no con lo observado. Por su parte, descartamos toda prueba sobre la capacidad de pronóstico del *scoring* subjetivo habitualmente llevado a cabo por las IMFs.

- *Ventajas colaterales*

Como acabamos de comentar, las limitaciones de los historiales de crédito de las IMFs se reflejaban en la escasez e irregularidad informativa sobre las características de sus clientes. En consecuencia, la administración de riesgos de una organización de microfinanzas resulta ser ineficiente y poco evolucionada.

No obstante, el desarrollo de una aplicación de *credit scoring* implica una metodología ordenada de procesos, entre los que se encuentra el mantenimiento correcto del historial de crédito. Por otra parte, un historial crediticio correctamente estructurado permitiría a la entidad conocer los productos financieros más convenientes según las necesidades de cada cliente o grupos de clientes.

Dado que cada pronóstico tiene asociado un nivel de riesgo específico, el *credit scoring* permite hacer los cruces necesarios entre variables para identificar segmentos de clientes claramente definidos y aptos para ser diferenciados. Sin embargo, un analista de crédito tiene muchas dificultades para realizar un análisis de variables cruzadas, algo que le condiciona bastante para emitir un juicio sobre la concesión de un crédito.

Quiere decirse pues, que un modelo de *credit scoring* en las IMFs implica una serie de ventajas colaterales al objetivo principal de predecir el riesgo de impago de un cliente, ventajas resumidas en la eficiencia y eficacia de la administración y gestión de la entidad con un reflejo directo en la cuenta de resultados de la entidad.

- *Reducción de costes administrativos*

Según Mester (1997), la elaboración de sistemas y aplicaciones de *credit scoring* reduce el tiempo necesario para la aprobación de una solicitud de crédito, siendo éste el primer efecto positivo en lo que a reducción del coste administrativo se refiere.

Por otra parte, los resultados del *credit scoring* ponen de manifiesto las probabilidades de incurrir en atraso en el pago de aquellos prestatarios que incluso han atendido con éxito su obligación de pago. Así, los analistas de crédito podrán destinar un mayor esfuerzo sobre los clientes que tengan mayores probabilidades de incurrir en una situación de morosidad, descartando a aquellos que el *scoring* revele una probabilidad mínima de impago.

Por último, ante los créditos que han incurrido en mora, los analistas pueden ayudarse de los resultados del *scoring* para establecer prioridades a la hora de cobrar los créditos atrasados.

A la vista de lo expuesto, la reducción del tiempo necesario para la aprobación de un crédito, la disminución del tiempo y trabajo invertido en el cobro de los créditos fallidos y, quizás, la reducción del número de analistas de la entidad, todo ello por la implementación de un *credit scoring*, tiene una manifestación directa en una reducción de los costes administrativos de la IMF.

III.7.2. Inconvenientes del *credit scoring* en las IMFs

Al igual que ventajas, el *credit scoring* aplicado a las microfinanzas tiene una serie de inconvenientes. Hemos de considerar la necesidad de respetar estos inconvenientes pues el *credit scoring* es una herramienta importante en la que su mal uso puede resultar perjudicial para la entidad. En este sentido, estamos de acuerdo con Greene (1992) cuando argumenta que los modelos de *scoring* son complejos de manejar y que los usuarios del mismo podrían manipularlos según su conveniencia. En nuestra opinión los modelos de *credit scoring* aplicados a las IMFs no tienen que suponer un desplazamiento de las funciones que realiza el analista de crédito, sino que más bien debe constituirse en una herramienta complementaria que le permita resumir un conjunto de información que es cada vez más compleja de analizar. Dicho esto, los inconvenientes en la aplicación de un modelo de evaluación del riesgo de impago en las IMFs son:

- *Requerimiento de información sobre un amplio número de créditos*

La construcción de un modelo de *credit scoring* requiere una base de datos con un número considerable de créditos cancelados y que resultaron ser

fallidos¹². El inconveniente reside en que, fruto de las limitaciones de los historiales crediticios de las IMFs, pocas entidades han conseguido reunir una cifra aceptable de créditos con estas características, pues no han sido suficientemente grandes durante cierto tiempo o no han elaborado un archivo o historial de información crediticia adecuado.

- *Requerimiento de una información amplia por cada crédito*

En los modelos de *scoring* para las entidades bancarias las predicciones realizadas sobre la devolución de los préstamos de sus clientes se aproximan a la realidad dado que cuentan con un amplio historial crediticio a partir del cual elaborar el modelo. Por el contrario, en las organizaciones de microfinanzas, dada la ausencia y desorganización de esta información histórica de los créditos, la evaluación del riesgo de impago puede dictar unos resultados no concluyentes, invalidando, por tanto, toda toma de decisiones.

Por otra parte, la persona encargada del mantenimiento y gestión del historial de crédito ha de identificar y desechar la información que no sea relevante en la detección del riesgo de impago. En las IMFs, a pesar de contar con algún tipo de sistema gerencial, su información suele ser poco relevante respecto al objetivo marcado, situación que provoca el deterioro y caducidad de la información del historial crediticio. Este hecho conecta con el siguiente inconveniente al que aludimos.

- *Necesidad de actualizaciones constantes*

Los modelos de *credit scoring* se diseñan para identificar un patrón de comportamiento en lo que a detección del riesgo de morosidad se refiere para un intervalo de tiempo determinado. Dicho en otras palabras, los modelos de *credit scoring* asumen que el comportamiento futuro será como el pasado. Éste resulta ser un inconveniente importante, pues si no se realizan frecuentes

12 Schreiner (2003) apunta a que aproximadamente 1.000 créditos que cumplan este requisito basta para obtener unos resultados aceptables.

actualizaciones del proceso de estimación del modelo, el resultado del proceso desembocaría en errores en la calificación.

Por otra parte, justificamos la necesidad de realizar actualizaciones constantes sobre los modelos estimados en aquellas aplicaciones construidas con variables macroeconómicas, dado que éstas sufren cambios bruscos según las fases del ciclo económico.

- *Se basa en probabilidades y no en certezas.*

Como ya se ha mencionado con anterioridad, los modelos de *credit scoring* tienen la ventaja de que los resultados obtenidos pueden venir expresados en términos de probabilidad acorde con lo establecido por la normativa de Basilea II. Sin embargo, por este motivo también nos enfrentamos a un inconveniente puesto que, al no existir la certeza absoluta, aparecen los denominados errores de la tabla de clasificación. Bien es cierto, que las decisiones de los analistas de crédito o *scoring* subjetivo no se libran de este problema y, aunque el *credit scoring* se base en probabilidades y no en certezas, posee la cualidad de cuantificar objetivamente las pérdidas, no siendo así por parte del analista de crédito.

Por otro lado, hemos de mencionar que es habitual por parte de la gerencia de las IMFs admitir antes los errores del analista que los de una aplicación de *credit scoring*.

II.8. CONSIDERACIONES FINALES

La revisión bibliográfica realizada nos ha servido para captar el método de investigación seguido por los autores consolidados en el campo de las finanzas en lo que a riesgo de crédito se refiere. A su vez, nos ha resultado de interés al extraer una serie de conclusiones a tener en cuenta en la elaboración

del modelo de *credit scoring* para IMFs desarrollado en el capítulo cuarto del presente trabajo de investigación.

Con la evolución transcendida de los modelos de predicción de quiebra empresarial hacia los modelos de predicción del riesgo de insolvencia de un cliente de una institución financiera, la metodología empleada se ha visto obligada a progresar a la hora de llegar a una consecución eficiente de los objetivos planteados por estas instituciones.

En primer lugar, los modelos de *credit scoring* contruidos para carteras corporativas de créditos utilizan variables explicativas que son relativamente similares para todos los países y regiones, centrándose, fundamentalmente, en información extraída de los estados financieros de las grandes compañías (Allen *et al*, 2004). Por este motivo, cuando la evaluación del riesgo de crédito aún resultaba ser un campo inexplorado, las técnicas empleadas en el análisis tenían un carácter más rígido en cuanto a su funcionamiento. Ya con el paso de los años, respecto a las variables explicativas del fenómeno de impago por parte de un prestatario, ha sido creciente la presencia de características socioeconómicas (características personales del cliente, de su entorno familiar y de su hogar) en detrimento de ratios económicos y financieros, hecho que nos resulta lógico al tener en cuenta que los sujetos evaluados empezaban a ser las personas físicas, con tanta o más frecuencia que las grandes compañías. Por otra parte, la evolución del *credit scoring* vino a completarse con la incorporación de características que albergaban información relativa al estado del ciclo de la economía bajo la forma de variables explicativas macroeconómicas donde, según nos indica la bibliografía revisada, se mejoraban los resultados del problema de la clasificación de los prestatarios que solicitan un crédito.

En segundo lugar, concluimos que no existe un método óptimo para todas las carteras de créditos, sino que conviene estudiar el entorno basándose en la experiencia reciente de la institución analizada. A este respecto, puede elegirse entre técnicas paramétricas y técnicas no paramétricas de *credit scoring*, en las que cada metodología tiene sus ventajas y sus inconvenientes,

las cuales se relacionan directamente con las hipótesis requeridas en cada modelo. En cualquier caso, un estudio previo de la selección del modelo ayuda en la toma de decisiones.

La revisión de la literatura especializada muestra que, en la construcción de modelos de *credit scoring*, predominan los enfoques econométricos. El motivo de este predominio se encuentra fundamentalmente en que, por lo general, las metodologías estadísticas muestran resultados similares, y por tanto, tienden a emplearse aquellas cuyo funcionamiento e interpretación son más sencillos, en contraposición con los enfoques más sofisticados y de difícil interpretación, como puedan ser las redes neuronales.

Respecto al negocio de las microfinanzas, el escaso interés despertado y la insuficiente normativa capaz de regularlas en sus orígenes, ha provocado que su desarrollo sea mucho más lento que el del negocio bancario. Este hecho tuvo un efecto inmediato en sus modelos de gestión que, junto con la práctica en países en vías de desarrollo, ha derivado en una escasa literatura respecto a modelos de gestión del riesgo de crédito. De esta forma, según hemos podido constatar, nos encontramos ante un campo de investigación poco explorado.

De acuerdo con lo que acabamos de señalar, los modelos de *credit scoring* en microfinanzas se han visto marcados por importantes limitaciones, casi todas ellas derivadas de los historiales de créditos irregulares y con escasa información económica y financiera relevante para el estudio del riesgo de impago de un cliente de microcrédito. Por este motivo, la elección de la técnica empleada en los *scoring* en las microfinanzas resulta ser una tarea de importante y complicada para el investigador donde, según se desprende de la literatura relacionada, el modelo de regresión logística resulta ser el método más apropiado, a nuestro entender, por tres motivos fundamentales:

- a) Mejor tratamiento de las variables cualitativas consideradas como categóricas o politómicas.

- b) Se trata de una metodología que clasifica a los clientes aportando probabilidades de pertenencia a cada uno de los grupos definidos en la variable dependiente y,
- c) Al formar parte de las técnicas paramétricas de *credit scoring*, la comprensión del proceso y de los resultados es mucho mayor que si se tratase de cualquier otra técnica no paramétrica.

Sin embargo, las limitaciones del diseño de aplicaciones de *credit scoring* para las microfinanzas han derivado en problemas de modelización en los que, para obtener unos resultados aceptables, en determinados casos algunos autores han tenido que aceptar en el modelo final variables estadísticamente no significativas.

Respecto a las variables explicativas, las investigaciones publicadas coinciden en una alta proporción de variables utilizadas para la construcción de modelos de *scoring*, donde las variables socioeconómicas del prestatario, así como las variables del crédito de la operación de préstamo, son las más empleadas para tal finalidad. No obstante, consideramos interesante la posibilidad de incluir variables macroeconómicas al igual que en modelos diseñados para la banca comercial, dado que los clientes de las IMFs son igualmente susceptibles de afectación por el estado del ciclo económico vigente durante el periodo de tiempo en el que el microcrédito se encuentre vigente.

Así las cosas, se viene sosteniendo que los modelos de *credit scoring* en microfinanzas aún no se encuentran en disposición de sustituir la decisión de un analista de crédito, sino de complementarla (Schreiner, 2000). En nuestra opinión, consideramos que tras el paso de los años, y gracias al avance de las nuevas tecnologías, los historiales de crédito en las IMFs han ido ganando riqueza informativa que, junto con preparación, un continuo seguimiento del sistema y una confianza en que el método puede funcionar, los modelos de *scoring* en el paradigma de las microfinanzas se encuentran en disposición de tomar decisiones en la misma medida que lo hacen para la banca comercial en los países desarrollados.

BLOQUE 2:
INVESTIGACIÓN EMPÍRICA

CAPÍTULO III

LA EVALUACIÓN Y CONCESIÓN DE MICROCRÉDITOS

III.1. Introducción.

III.2. Fases de la concesión de un microcrédito.

III.2.1. Fase 1: Investigación de mercado y promoción del crédito.

III.2.2. Fase 2: Informes de créditos para clientes nuevos o recurrentes.

III.2.3. Fase 3: Recepción de documentos y evaluación del expediente de crédito.

III.2.4. Fase 4: Evaluación de las garantías.

III.2.5. Fase 5: Aprobación de la solicitud de crédito.

III.2.6. Consideración del entorno económico.

III.3. Análisis de la cartera crediticia.

III.4. Selección y análisis previo de las variables explicativas.

III.4.1. Variables obtenidas de la investigación de mercado y promoción del crédito.

III.4.2. Variables obtenidas a partir de los informes de créditos para clientes nuevos o recurrentes.

III.4.3. Variables obtenidas de la recepción de documentos y evaluación del expediente de crédito.

III.4.3.1. Variables del análisis de la actividad económica desarrollada por el cliente.

III.4.3.2. Variables de la revisión de Centrales de Riesgos e historiales de crédito.

III.4.3.3. Variables de la inspección económica y financiera de la microempresa.

III.4.4. Variables obtenidas de la evaluación de las garantías.

III.4.5. Variables obtenidas a partir de la aprobación de la solicitud de crédito.

III.4.6. Variables macroeconómicas.

III.5. Consideraciones finales.

III.1. INTRODUCCIÓN

En la línea de las consideraciones finales extraídas en el capítulo anterior, la explicación y predicción del riesgo de impago en microfinanzas deben ser abordadas de una manera distinta a como se viene haciendo en la banca comercial debido a las limitaciones de las bases de datos y al proceso de elaboración de un sistema de medición del riesgo de microcrédito. Unos historiales de crédito poco desarrollados y faltos de información impiden predecir la probabilidad que un cliente tiene de no atender al pago de la deuda mediante el uso de los sistemas tradicionales de *credit scoring* desarrollados para la banca.

La actividad de las IMFs se basa en ofrecer servicios de ahorro y crédito a aquellos sectores de la población con mayores problemas de acceso a los recursos financieros. Para ello, ofrecen créditos pequeños, normalmente a corto plazo y, habitualmente, sin garantías que los respalden. Por estos y otros motivos, es por lo que, en la actualidad, existe una ausencia importante de mecanismos cuantitativos capaces de medir el riesgo de la actividad crediticia de las IMFs, en comparación con el resto del sistema financiero.

La revisión a la literatura especializada de *credit scoring* en la banca comercial nos indica que los modelos de predicción de impago del cliente se encuentran completamente desarrollados para su propósito. Sin embargo, ¿puede decirse lo mismo para el caso de los modelos de *scoring* en microfinanzas?. La respuesta a esta pregunta es evidente, ya que los modelos de *scoring* en microfinanzas acaban de comenzar a desarrollarse e implantarse.

En el capítulo primero concluimos que la aplicación de las herramientas de gestión de las finanzas formales a las microfinanzas desembocaba, con frecuencia, en una mala praxis. En esta línea, para el diseño de aplicaciones de *credit scoring* en las IMFs no deben aplicarse los modelos empleados para la banca, puesto que sus componentes y métodos son distintos. De este modo,

entendemos, que para la construcción de un sistema que evalúe y determine la probabilidad de impago de los clientes de las IMFs hemos de dotarnos de una metodología específica relacionada con el riesgo que existe por parte del prestatario de no atender correctamente al pago de su deuda, a partir de la cual determinemos las variables explicativas del fenómeno que pretendemos evaluar y predecir.

El objetivo del presente capítulo consiste en, a partir del procedimiento de evaluación y concesión del microcrédito en las dos IMFs sobre las que desarrollaremos el estudio empírico, preparar la información necesaria para construir un modelo de *credit scoring* en microfinanzas, basado en tres puntos fundamentales.

En primer lugar, desarrollamos el proceso de evaluación y concesión del microcrédito en una entidad de microfinanzas. Según ha podido comprobarse en la revisión de la literatura, el número de aplicaciones de *scoring* diseñadas para las microfinanzas es aún escaso. El hecho de encontrarnos ante un campo de estudio poco desarrollado, junto con las limitaciones halladas en el propósito de la investigación, hace necesario que nos dotemos de una metodología de análisis. En este sentido, el proceso de evaluación y concesión del microcrédito nos permite determinar las variables explicativas del riesgo de impago, dado que es en las fases de dicho proceso donde identificamos las situaciones que conducen a que un cliente no atienda al reembolso de sus deudas. Por otra parte, el proceso de evaluación y concesión del microcrédito también nos marcará la secuencia de introducción de variables en la elaboración del modelo de *credit scoring* y cuyos resultados presentamos en el capítulo 4.

En segundo lugar, planteamos el proceso seguido en la selección de la muestra que utilizaremos para la elaboración de los modelos de medición del riesgo de impago. Según las características de las IMFs, diseñaremos la base de datos a partir de la información contenida en los historiales de créditos tras eliminar algunos registros debido a las limitaciones planteadas en el capítulo anterior. Finalmente, las muestras serán divididas aleatoriamente con objeto de

reservar un conjunto de créditos para validar los modelos de *credit scoring* contruidos para dos IMFs.

En tercer y último lugar, presentamos las variables explicativas seleccionadas para la construcción de los modelos de *scoring* para las dos IMFs, según se vayan identificando en el proceso definido en el punto anterior. A este respecto, pudimos comprobar que existen diferencias notables entre las variables o características utilizadas en las aplicaciones de *scoring* de la banca comercial y de las organizaciones de microfinanzas. De ahí la importancia de la profunda revisión de la literatura realizada en el capítulo segundo de la Tesis Doctoral.

III.2. FASES DE LA CONCESIÓN DE UN MICROCRÉDITO

Una vez definido el objetivo de este capítulo, nos proponemos definir el procedimiento de evaluación y concesión de un microcrédito implementado por de las entidades de microfinanzas en la República de Perú.

La construcción del modelo de *credit scoring* requiere un análisis previo de las fases que tiene el proceso de promoción, evaluación y concesión de un microcrédito en la IMF, con una doble función:

- a) En primer lugar, el proceso de evaluación del microcrédito nos indicará cuáles son las variables explicativas consideradas para la construcción de la aplicación de *credit scoring*
- b) En segundo lugar, nos servirá de guía para la realización del modelo estadístico, en lo referente a la inclusión de las variables independientes según vayan interviniendo en las fases específicas de la concesión del microcrédito¹.

¹ Este aspecto será tratado en el Capítulo IV.

Del tratamiento de la información de los historiales de créditos de las entidades supervisadas por la SBS, se desprenden normas que afectan directamente a la metodología de concesión del crédito para estas entidades. En este sentido, Alvarado (2001) describe el método de otorgamiento de un crédito para una CMAC y para una EDPYME, los cuales, en líneas generales, coinciden en gran medida al método que, en adelante, proponemos como método de evaluación y concesión de un microcrédito. Por este motivo, asumimos que, a grandes rasgos, se trata de una metodología que responde a la práctica del mercado en el sistema financiero de la República del Perú.

En la figura III.1 se recogen las fases susceptibles de análisis desde el momento en que el crédito es promocionado hasta que éste es concedido y desembolsado, considerando además el seguimiento del analista de los créditos con problemas de reembolso.

A continuación, describimos detalladamente el proceso de concesión de un microcrédito de una IMF del sistema financiero de la República de Perú que, según acabamos de indicar, entendemos que resulta válido para las dos entidades analizadas en nuestro trabajo de investigación. Para ello, nos basamos en nuestra propia experiencia de la visita a las entidades objeto del estudio, a la vez que en los manuales de procedimiento operativos y administrativos de la CMAC de Tacna, cuyos impresos relativos a las solicitudes de créditos quedan recogidos en el anexo 1 de la Tesis Doctoral.

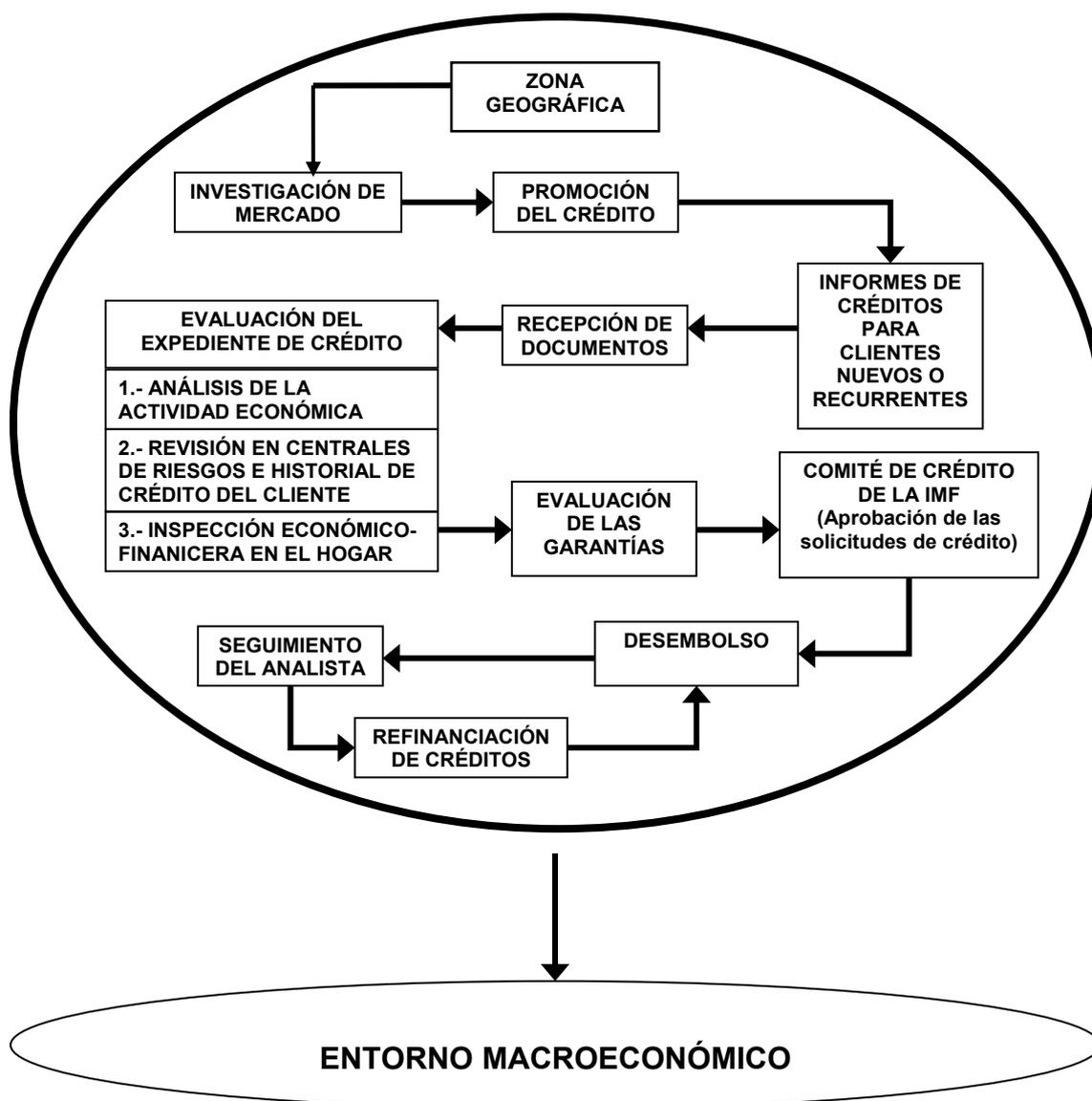


Figura III.1. Proceso de promoción, evaluación y concesión de un microcrédito.

Fuente: Elaboración propia.

III.2.1. Fase 1: Investigación de mercado y promoción del crédito

La investigación de mercado y promoción del crédito comienza con el estudio que la IMF correspondiente debe realizar sobre la ubicación geográfica de dónde se va a proceder a la promoción y desarrollo de la actividad microfinanciera. En este contexto, toda agencia, oficina o sucursal de la entidad

se apertura en función de las necesidades financieras previstas para posibles clientes que residan o trabajen en la zona. No cabe duda que el estudio de las personas que, por el motivo que sea, frecuentan la zona constituye el punto de partida por el cual la entidad debe comenzar. La preparación de la investigación de mercado depende de los resultados del comentado estudio.

Tras el proceso de investigación de mercado, la entidad diseña una serie de productos financieros destinados a la cobertura de las necesidades financieras generadas en las personas que más difícil acceso tienen a los servicios bancarios.

Una vez concluido lo anterior, la entidad se marca como objetivo determinar el procedimiento para dar a conocer a personas físicas y jurídicas los productos y servicios financieros brindados por la IMF, con el propósito de ofertar créditos que satisfagan todas las posibles necesidades del cliente.

Desde este instante, resaltamos la figura del *analista u oficial de crédito* como persona responsable de identificar las necesidades financieras de posibles prestatarios con la intención de ser captados y/o fidelizados, todo ello teniendo en cuenta que están capacitados para promocionar todos los productos financieros que ofrece la entidad correspondiente. Junto al analista de crédito está el *analista de marketing* que posee un conocimiento especializado en relación con el diseño de la investigación de mercado y posterior método de promoción de productos y servicios financieros.

En la figura III.2, se muestran las etapas ordenadas del proceso de promoción de los créditos, bajo la supervisión y acción de los analistas de crédito y marketing en un escenario donde interactúan con el cliente.

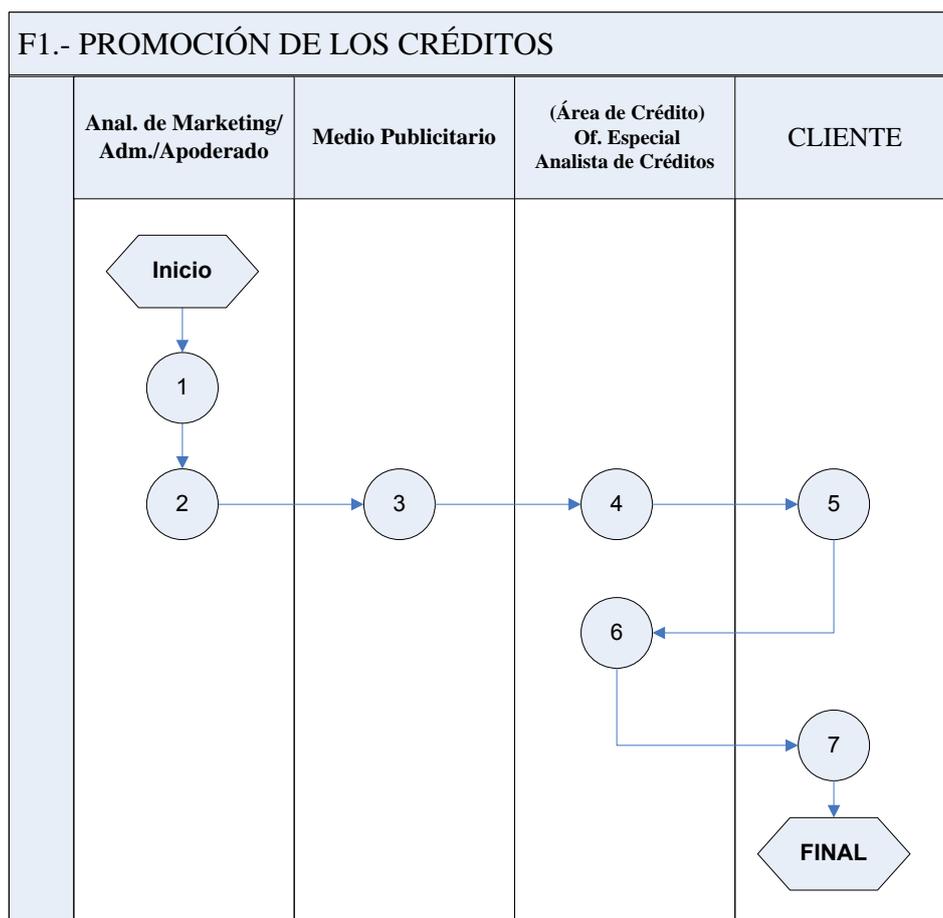


Figura III.2. Promoción de los créditos.

Fuente: Elaboración propia.

- ◇ **ETAPA 1:** El analista de marketing elabora un Plan Operativo mediante el análisis de los informes de riesgos del departamento correspondiente, e identifica oportunidades para colocaciones de productos de la IMF.
- ◇ **ETAPA 2:** Se procede al diseño de las características de la campaña de promoción y publicidad, coordinando con los departamentos implicados las actividades a realizar, a la vez que se edita el material necesario.
- ◇ **ETAPA 3:** Mediante medios de comunicación, se informa a los clientes potenciales de los productos que ofrece la IMF.
- ◇ **ETAPA 4:** Promotores y analista de crédito hacen entrega de folletos publicitarios buscando clientes, que concuerden con el crédito promocionado.

- ◇ **ETAPA 5:** El cliente se dirige a las oficinas de la IMF y se orienta con el auxiliar de informes, o bien, se reúne con analista de crédito con quién plantea sus necesidades y posibilidades.
- ◇ **ETAPA 6:** El analista de crédito expone opciones e informa de los requisitos, priorizando el crédito en promoción.
- ◇ **ETAPA 7:** Como última etapa de esta fase, el cliente evalúa sus posibilidades y garantías que, en caso de necesidad, se incluirán en la formalización del crédito.

III.2.2. Fase 2: Informes de créditos para clientes nuevos o recurrentes

En un segundo estadio del proceso, la entidad se marca como objetivo implementar un procedimiento para informar y orientar al cliente sobre los productos y servicios de créditos que ofrece la IMF. Como consecuencia del desconocimiento que manifiestan numerosos clientes sobre el acceso al crédito y mercado financiero, la entidad de microfinanzas realiza labores de asesoría financiera para el cliente y, en ocasiones, desempeña funciones de asesoría de inversiones y gestión de activos y pasivos. Todo esto, unido al conocimiento de los productos ofertados, hace que los analistas de crédito ofrezcan, en cada caso, el producto financiero más conveniente. Es en esta fase, donde se comprueba si el prestatario es ya cliente de la institución.

Siendo más concretos, las etapas que comprenden esta segunda fase de la metodología de solicitud y concesión de un microcrédito pueden verse representadas en la figura III.3.

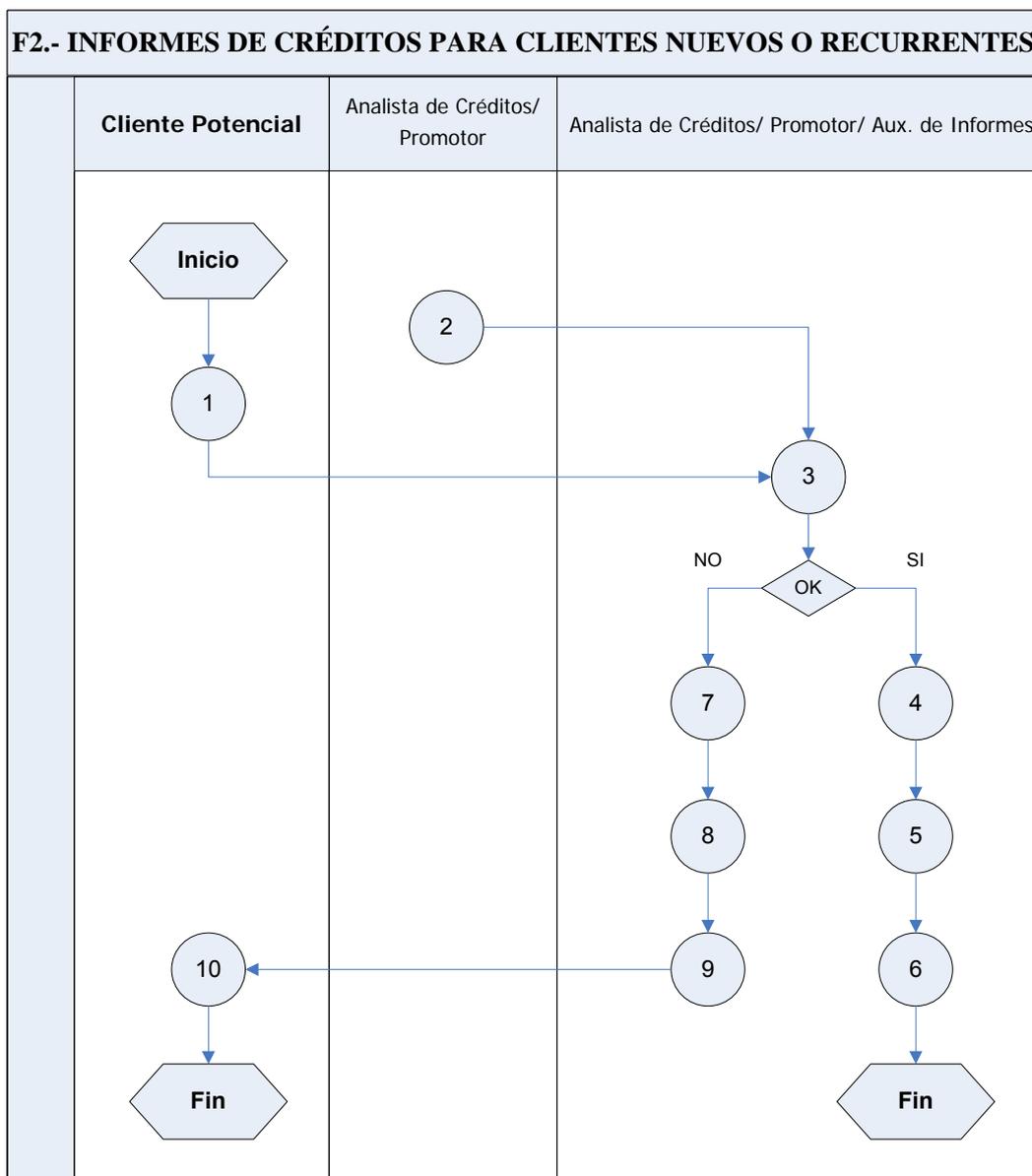


Figura III.3. Informes de créditos para clientes nuevos o recurrentes.

Fuente: Elaboración propia.

El *promotor de crédito* es la figura encargada de respaldar técnicamente las decisiones del analista de marketing, requiriendo que se trate de una persona bien capacitada y actualizada en todo tipo de crédito. De este modo, las etapas que acontecen bajo la supervisión y acción del promotor de crédito y analista de crédito, interactuando con el cliente, pueden ser descritas de la siguiente forma:

- ◇ **ETAPA 1:** El cliente potencial se dirige al módulo de atención de analistas o informes (ir a etapa 3).

- ◇ **ETAPA 2:** Como alternativa a la Fase 1, puede darse que el analista de crédito visite personalmente al cliente (ir a etapa 3).
- ◇ **ETAPA 3:** El analista de crédito, promotor o auxiliar de informes solicita información relativa a si el cliente ha obtenido algún crédito con anterioridad (si la respuesta es afirmativa, el proceso continuaría por la etapa 4; si por el contrario es negativa, lo haría por la etapa 7).
- ◇ **ETAPA 4:** Sabiendo que el solicitante de crédito es ya cliente de la institución, se procede a identificar al analista de crédito responsable del cliente.
- ◇ **ETAPA 5:** A continuación se ponen en contacto el cliente y el analista de crédito responsable.
- ◇ **ETAPA 6:** Por último, y para dar fin al proceso del segundo estadio, se informa al analista sobre su cliente.
- ◇ **ETAPA 7:** En aquellos casos en los que el cliente no forma parte de la institución se atiende particularmente la consulta y se le informa de las características de los productos y servicios requeridos.
- ◇ **ETAPA 8:** A continuación, el analista de crédito detalla al cliente la documentación y requisitos necesarios para realizar el trámite mediante la entrega de folletos publicitarios y su tarjeta de identificación.
- ◇ **ETAPA 9:** El analista de crédito se marca como objetivo el seguimiento personalizado del posible prestatario.
- ◇ **ETAPA 10:** Por último, el cliente se retira, llevándose consigo toda la información necesaria sobre el producto y los requisitos para llevar a cabo la operación.

III.2.3. Fase 3: Recepción de documentos y evaluación del expediente de crédito

La fase 3 contempla un doble proceso, desarrollándose uno a continuación del otro. En primera instancia, la IMF se marca como objetivo determinar el procedimiento para la recepción de documentación e información acerca de los requisitos para obtener un crédito. A tenor del procedimiento descrito en la figura III.4, las etapas contenidas en este primer proceso de la fase 3 son las siguientes:

- ◇ **ETAPA 1:** El procedimiento comienza cuando el cliente se dirige a la entidad con los requisitos previos solicitados por el promotor o por el analista de crédito.
- ◇ **ETAPA 2:** Ya en la entidad, el auxiliar de informes solicita la identificación del cliente, siempre que ya lo sea en la IMF.
- ◇ **ETAPA 3:** El auxiliar de informes también pregunta al cliente si fijó cita previa con el analista de crédito.
- ◇ **ETAPA 4:** En caso de haber fijado cita previa lo remite directamente con el analista de crédito (en este caso se continúa por la etapa 8).
- ◇ **ETAPA 5:** En caso contrario, verifica en el SIAFC (Sistema Integrado de Administración Financiera y Contable) el estado del cliente, a la vez que realiza una consulta en las centrales de riesgos de si el expediente es conforme.
- ◇ **ETAPA 6:** De no existir impedimento alguno, el auxiliar de informes asigna el expediente al analista de crédito y conforma una cita para su atención inmediata (en este caso se continúa por la etapa 8).

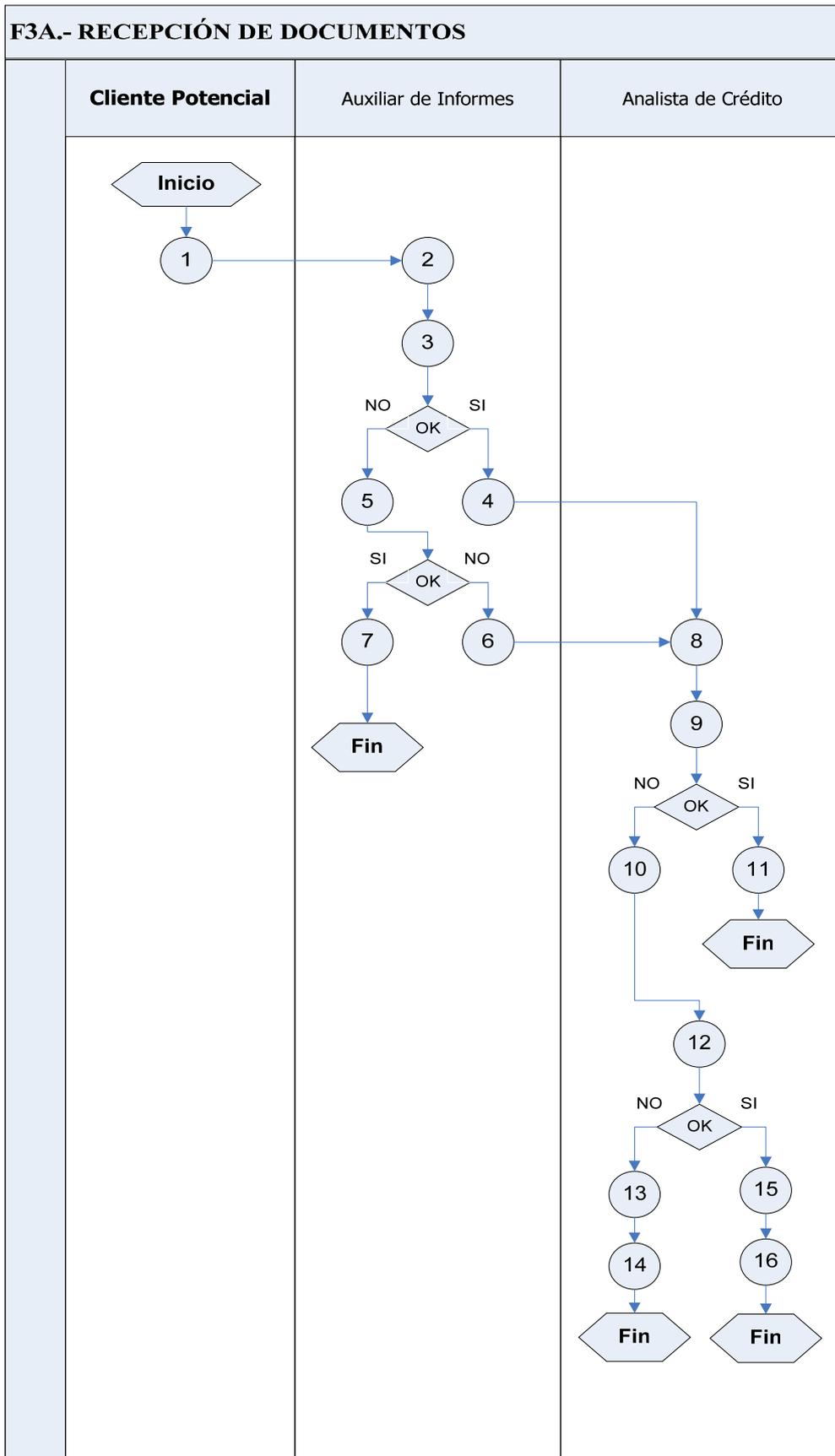


Figura III.4. Recepción de documentos.

Fuente: Elaboración propia.

- ◇ **ETAPA 7:** Si hubiese impedimento, se informa al cliente y se le condiciona el proceso hasta que se subsane todo problema presente en el expediente.
- ◇ **ETAPA 8:** El analista de crédito atiende en la fecha prevista en la cita previa al cliente en los módulos de atención.
- ◇ **ETAPA 9:** De manera inmediata, verifica los datos del cliente en las centrales de riesgos, asegurándose de que no exista ninguna incidencia.
- ◇ **ETAPA 10:** Si no existe incidencia alguna, el analista de crédito procede a verificar la documentación del cliente (se prosigue por la etapa 12).
- ◇ **ETAPA 11:** De existir incidencia en las centrales de riesgos, se procede a denegar el crédito al cliente.
- ◇ **ETAPA 12:** El analista de crédito verifica la información del crédito a solicitar y de la conformidad del mismo. Si la información es conforme, se continúa por la etapa 15. De no serlo, se procede por la etapa 13.
- ◇ **ETAPA 13:** Se indica al cliente cual o cuales son los documentos que faltan en la presentación.
- ◇ **ETAPA 14:** Se acuerda una nueva cita para completar el conjunto de documentos y se condiciona el seguimiento al regreso futuro del cliente.
- ◇ **ETAPA 15:** Tras previa consulta al cliente sobre su disponibilidad, se fija una fecha en la que el analista irá a visitar el domicilio familiar o fiscal del cliente o de su microempresa, respectivamente, para comenzar con el proceso de evaluación económica y financiera del cliente (véase segundo proceso de la fase 3).

- ◇ **ETAPA 16:** El analista de crédito procederá a evaluar las garantías (véase fase 4).

En segunda instancia, el analista de crédito se marca como objetivo determinar el procedimiento para la evaluación de los expedientes de créditos a fin de presentarlos para su aprobación o rechazo. En el proceso de evaluación, el analista de crédito desarrolla una actividad ardua y compleja causada por las características de los clientes de microcrédito y por la escasez informativa sobre los estados financieros de sus negocios, en comparación con los clientes del crédito convencional. Quizás, esta sea la labor más importante de cara a construir un modelo de *credit scoring*, por lo que estimamos oportuno describir minuciosamente toda esta actividad. Siguiendo el planteamiento descrito en la figura III.5, las fases de este procedimiento pueden ser representadas de la siguiente forma:

- ◇ **ETAPA 1:** El analista de crédito comienza por evaluar el expediente crediticio y, para ello, realiza las siguientes operaciones:
 - Revisión general de la documentación básica según Reglamento.
 - Revisión de Garantía de acuerdo al monto solicitado.
 - Revisión en Central de Riesgos (Endeudamiento Financiero).
 - Análisis de la actividad económica que desarrolla el solicitante.

- ◇ **ETAPA 2:** Verificar el tipo de evaluación. En este momento es importante diferenciar si la evaluación corresponde a una unidad empresarial o por el contrario a una unidad familiar. En caso de realizarse una evaluación sobre el primero de los tipos de unidades, el proceso continúa en la etapa 3 y, por el contrario, si fuese realizado sobre una unidad familiar, el proceso seguiría por la etapa número 4.

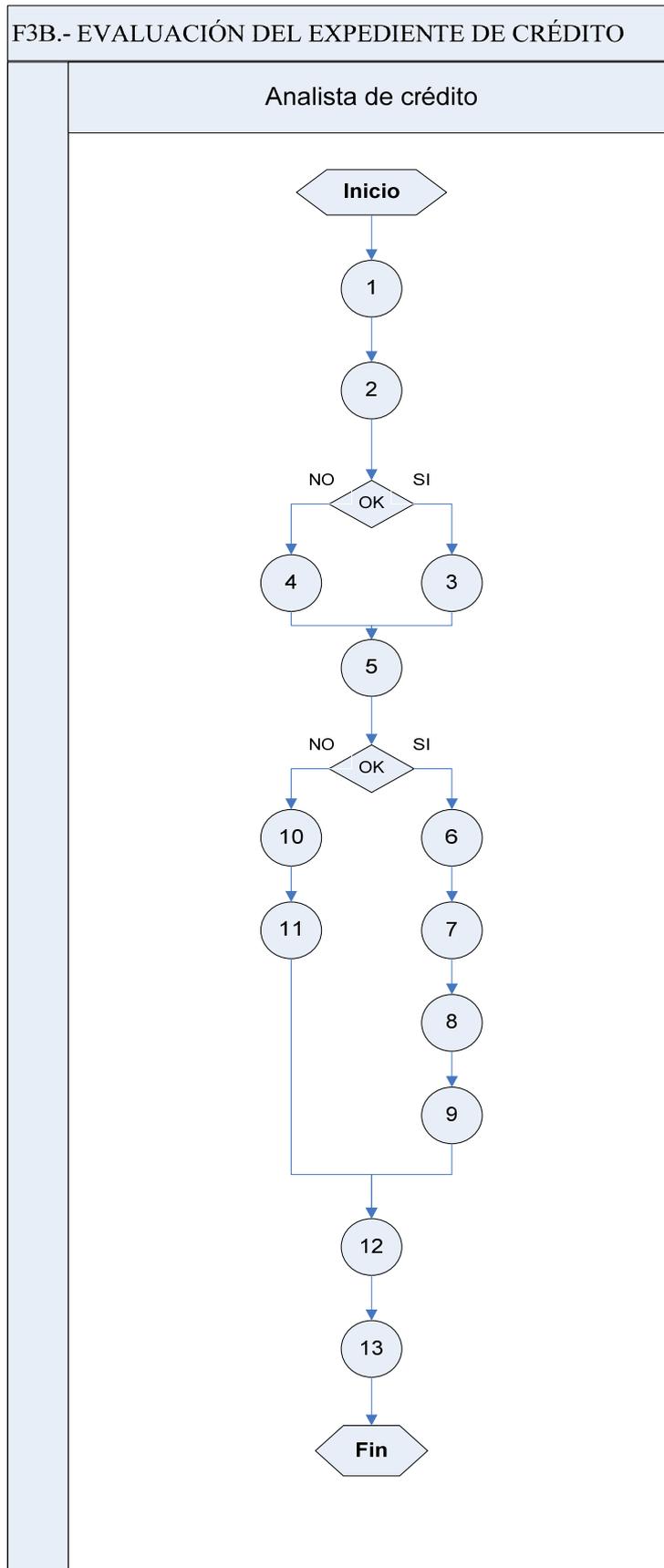


Figura III.5. Evaluación del expediente de crédito.

Fuente: Elaboración propia.

- ◇ **ETAPA 3:** El analista de crédito procede a visitar la empresa y realiza la recopilación de información necesaria para evaluar económica y financieramente la entidad. Para ello, se ha de tener en cuenta los siguientes aspectos:
 - Elementos que componen el capital de trabajo.
 - El mercado al que pertenece el sector.
 - Rotación del capital de trabajo.
 - Evaluación del capital de trabajo.
 - Análisis del pasivo y del patrimonio.
 - Análisis de los ingresos por ventas.
 - Análisis de los gastos de producción y/o costes de reposición de las mercaderías.
 - Márgenes de utilidad de las operaciones.
 - Determinación de la cifra de los principales indicadores financieros, tales como:
 - Liquidez.
 - Solvencia.
 - Rentabilidad.
 - Endeudamiento y/o apalancamiento financiero.

- ◇ **ETAPA 4:** Cuando la unidad a evaluar es de tipo familiar, el oficial de crédito visita el domicilio del cliente y solicita que recabe información relativa a los siguientes aspectos:
 - Gasto familiar en la capacidad de pago del negocio.
 - Nivel de acumulación patrimonial de la familia.
 - Total de gastos y nivel de ingresos que los solventen.
 - Otros aspectos económicos de interés.

- ◇ **ETAPA 5:** Tras las fases anteriores según proceda, el analista evalúa si es necesaria la constitución de un aval para el microcrédito en base al historial de crédito del cliente, marcado principalmente por la información contenida en el SIAFC y en las centrales de riesgos normalizadas. En caso de que el analista considere oportuno la formalización de un aval,

el proceso continúa en la etapa 6 y, de lo contrario, seguiremos en la etapa 10.

- ◇ **ETAPA 6:** Se verifica la documentación del aval.
- ◇ **ETAPA 7:** Se verifica el domicilio del aval.
- ◇ **ETAPA 8:** Se procede a ingresar los datos del aval en la “Declaración Jurada del Fiador” (véase impreso MPOA-CL04-01 del anexo 1), documento que debe contener información sobre:
 - Garantías del aval.
 - Situación en el sistema financiero.
- ◇ **ETAPA 9:** Se procede a la firma de la “Declaración Jurada del Fiador”.
- ◇ **ETAPA 10:** En caso de no ser necesario el aval se procede a completar la “Declaración Jurada de Bienes” del cliente, documento que podemos encontrar bajo la denominación de MPOA-CL04-01 en el anexo 1 del presente trabajo de investigación.
- ◇ **ETAPA 11:** El analista solicita al cliente la firma de la “Declaración Jurada de Bienes”.
- ◇ **ETAPA 12:** Se procede a rellenar la solicitud de crédito correspondiente, cual puede ser hipotecario, personal, préstamo con garantías plazo fijo y/o depósitos por la Compensación de Tiempo de Servicios (CTS) o pymes. En cualquier caso, conviene no olvidar que nuestro estudio se encuentra orientado sobre estos últimos, es decir, préstamos destinados a la financiación de una microempresa.
- ◇ **ETAPA 13:** El analista u oficial de crédito eleva el expediente del crédito al nivel correspondiente para su aprobación, a falta de la evaluación de las garantías en caso de que procedan. Concretamente, para los

microcréditos objeto de nuestro estudio, es decir, los créditos MES y PYMEs, el expediente de crédito ha de contener la siguiente información y en el siguiente orden:

- Datos del Propietario de la Garantía Compartida (anexo 1: MPOA-CL04-05).
- Solicitud de Préstamo (anexo 1: MPOA-CL04-22).
- Historial de Créditos (anexo 1: MPOA-CL04-03).
- Crédito Plus² (de ser el caso) (anexo 1: MPOA-CL04-14).
- Resumen Socio-Económico y Financiero (anexo 1: MPOA-CL04-15).
- Hoja de Trabajo de Estados Financieros (anexo 1: MPOA-CL04-16).
- Información Empresarial (créditos nuevos) (anexo 1: MPOA-CL04-17).
- Ratios (anexo 1: MPOA-CL04-02).
- Formato de Acumulación Patrimonial (anexo 1: MPOA-CL04-01, D. Jurada de Bienes).
- Declaración Jurada (anexo 1: MPOA-CL04-18).

III.2.4. Fase 4: Evaluación de las garantías

Previo a la remisión de la información y expediente de crédito a los Comités de Créditos correspondientes en la IMF, el analista de crédito, en colaboración con el jefe de asesoría legal de la institución determinan el procedimiento para la evaluación de las garantías que los clientes exponen para adquirir un crédito.

En capítulos anteriores, hemos indicado que en la práctica de las microfinanzas la concesión de un microcrédito suele realizarse sin el aporte de garantías reales tasadas o valoradas en grandes importes. En su defecto, los clientes de microcrédito aportan promesas referidas a la posesión de bienes de

² El crédito plus hace referencia a la ampliación de un crédito ya vigente.

calibre menor respecto a su valoración o incluso la reputación o garantía (solventía) moral de buen pagador, las cuales vamos a definir como garantías de nivel inferior, consistentes en declaraciones juradas de bienes poseídas por el prestatario.

Según lo dicho, las garantías en un crédito nuevo están íntimamente relacionadas con el nivel de riesgo que posee el cliente. De acuerdo con lo mencionado, a un cliente con un mayor riesgo, evaluado por la información en las Centrales de Riesgo, así como su comportamiento de pago en el pasado reflejado en el historial de crédito de la institución, darán lugar a una petición de puesta en garantía de mayor nivel que los clientes que han reflejado un mejor comportamiento de pago en el pasado.

Tal y como ha podido comprobarse en la sección anterior (epígrafe III.2.3.), el proceso de evaluación de las garantías ha podido ser considerado como una etapa del proceso en el que el analista de crédito realizaba la evaluación del cliente. Sin embargo, hemos decidido darle una participación separada dada la complejidad que el proceso entraña. De este modo, en consonancia con los procesos anteriores, la descripción detallada de cada una de las etapas intervinientes en este cuarto proceso queda reflejada en las siguientes líneas, de acuerdo al cronograma descrito en la figura III.6.

- ◇ **ETAPA 1:** Continuando con la fase anterior, el cliente entrega al analista de crédito los documentos de garantías presentadas para la obtención del crédito.

- ◇ **ETAPA 2:** Nuevamente, el analista revisa y verifica la posición del cliente en la IMF y en las Centrales de Riesgo, con el objetivo de detectar anomalías que creen algún impedimento a la evaluación de las garantías. En caso de no existir impedimento alguno, el proceso continúa por la etapa 3; de lo contrario por la etapa 4.

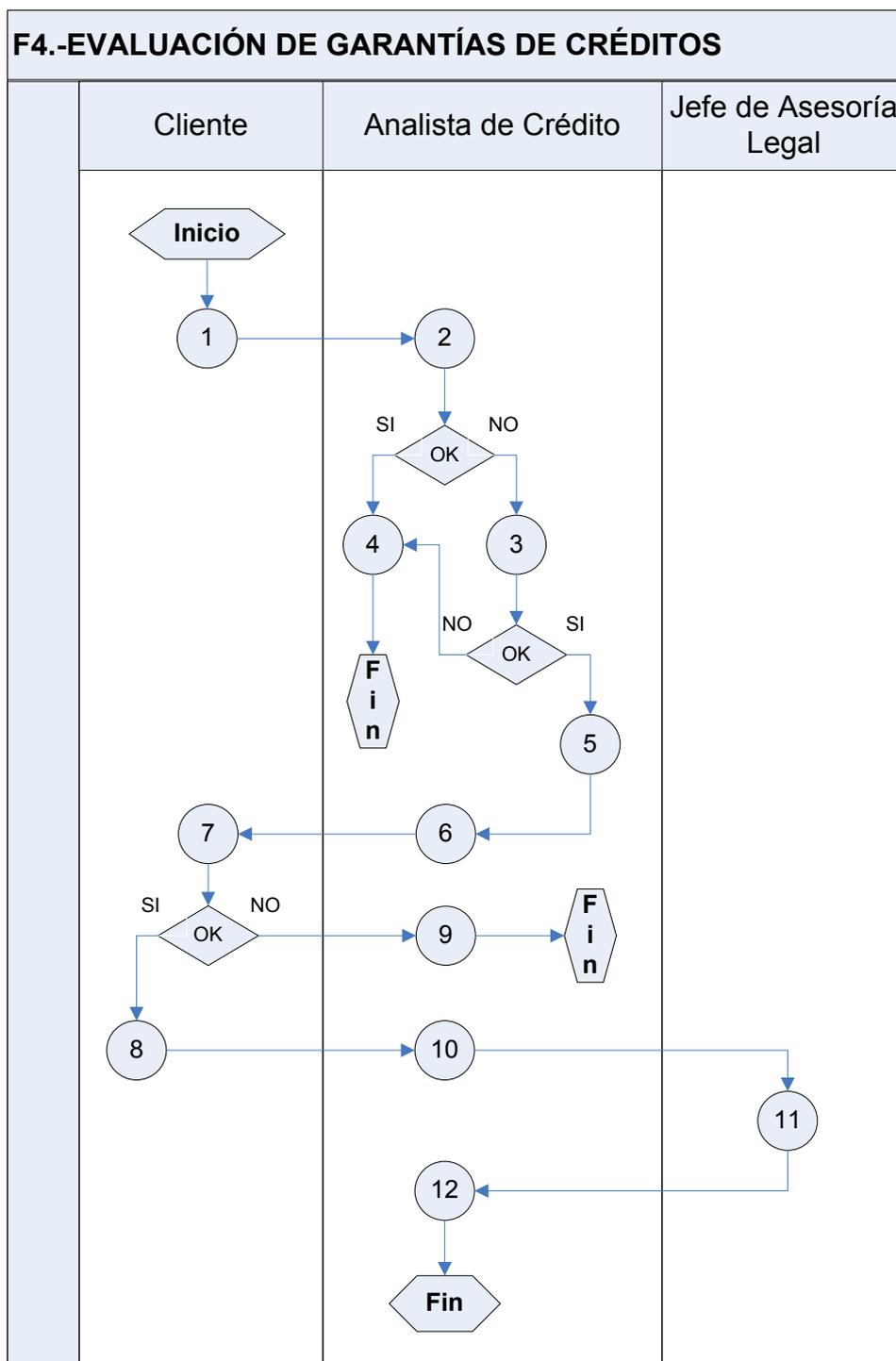


Figura III.6. Evaluación de garantías de créditos.

Fuente: Elaboración propia.

- ◇ **ETAPA 3:** El analista de crédito revisa la documentación de la garantía solicitada para la aprobación del crédito. El contenido de la documentación dependerá del tipo de garantía, cuya información requerida puede consultarse en la tabla III.1.

- ◇ **ETAPA 4:** El analista de crédito devuelve los documentos al cliente y se da por finalizado el procedimiento.
- ◇ **ETAPA 5:** Clasificar la(s) garantía(s) por niveles, verificar la existencia del bien y su estado de conservación, y proceder a evaluarlos.
- ◇ **ETAPA 6:** A continuación, el analista informará al cliente sobre la cantidad máxima de cobertura que la garantía expuesta supone solicitándole su visto bueno.
- ◇ **ETAPA 7:** El cliente manifiesta su acuerdo o rechazo sobre el montante de crédito que la IMF otorgaría. Si el cliente está de acuerdo con la opinión del oficial de crédito, el proceso continúa por la etapa 8. De rechazar la propuesta del analista, el siguiente paso es la etapa 9.
- ◇ **ETAPA 8:** La aceptación del cliente se formaliza mediante la firma de los impresos correspondientes y la posterior entrega al analista de crédito. El proceso continúa con la etapa 10.
- ◇ **ETAPA 9:** El analista de crédito devuelve los documentos al cliente y se da por finalizado el procedimiento.
- ◇ **ETAPA 10:** El analista de crédito completa la evaluación del expediente de crédito (fase inmediatamente anterior) adjuntando la documentación de las garantías; documento que presentamos en el anexo 1 (MPOA-CL04-22) del trabajo de investigación. Seguidamente, entrega dicho expediente al jefe de asesoría legal o, en su defecto, al asistente legal.
- ◇ **ETAPA 11:** El jefe de asesoría legal recibe el expediente de crédito y comprueba que éste cuente con la debida documentación para la constitución de la garantía.

- ◇ **ETAPA 12:** Eleva el expediente de crédito al nivel correspondiente para su aprobación.

Tabla III.1. *Documentación necesaria por tipo de garantía.*

TIPO DE GARANTÍA	DOCUMENTACIÓN NECESARIA
CRÉDITO CON GARANTÍA HIPOTECARIA	<ul style="list-style-type: none"> ◇ Fotografía del inmueble. ◇ Autovalúo. Nota: Tanto la foto del inmueble como el autovalúo son aceptados para créditos de hasta \$10.000,00. Mayor a ese monto es necesario una tasación de un perito de la SBS donde se incluyen fotos del inmueble a hipotecar. ◇ Ficha Registral Certificada (si se trata de un inmueble inscrito en Registros Públicos). ◇ Copia literal registral (si se trata de un inmueble inscrito en Registro de la propiedad inmueble).
CRÉDITO CON GARANTÍA VEHICULAR	<ul style="list-style-type: none"> ◇ Foto del vehículo. ◇ Tarjeta de propiedad legalizada. ◇ Certificado de Gravamen vehicular. Nota: Si crédito mayor a \$2.000,00 se pedirá seguro a todo riesgo a favor de la IMF, si fuera necesario por el cliente.
CRÉDITO CON GARANTÍA PRENDA INDUSTRIAL	<ul style="list-style-type: none"> ◇ Tasación Comercial. ◇ Factura. ◇ Proforma de Póliza de seguro (tiene que estar asegurada la garantía 2 meses más del tiempo de crédito).
CRÉDITO CON GARANTÍA PRENDARIA (ARTEFACTOS, MUEBLES, OTROS)	<ul style="list-style-type: none"> ◇ Facturas (opcional). ◇ Declaración Jurada de Bienes (opcional).

Fuente: Elaboración propia a partir del manual de procedimiento operacional y administrativo de la CMAC de Tacna.

III.2.5. Fase 5: Aprobación de la solicitud de crédito

Llegado a este nivel, la labor del analista de crédito ha de ser compartida con la gerencia de la entidad, donde los integrantes de ésta determinarán el procedimiento para la aprobación o rechazo de los expedientes de crédito presentados por los analistas de crédito.

En una fase en la que el cliente tiene ya poca participación, el analista de crédito se reúne con la gerencia mancomunada para aprobar o rechazar el crédito en función de si la cantidad solicitada por el prestatario entra dentro del rango especificado para cada nivel de crédito. Los niveles de crédito se constituyen en función de la cantidad solicitada por el cliente y, lo que es más importante, por el montante límite de aprobación asignado al comité que preside y decide en cada nivel. La tabla III.2 describe la estructura de los niveles de crédito vigentes en la CMAC de Tacna, donde se aprecia que la cantidad límite de aprobación en un crédito determina que la solicitud de un cliente pase por un filtro u otro. Cuanto mayor sea el límite de aprobación, de mayor importancia será el nivel asociado, algo que queda reflejado en las personas intervinientes en la decisión final. Respecto a la EDPYME Proempresa, comprobamos que el procedimiento era similar, sólo con algunas divergencias respecto a las cantidades de crédito asignadas en cada rango.

Tabla III.2. Niveles de crédito de la CMAC Tacna.

NIVEL	LÍMITE MONTANTE APROBADO ³	PERSONAS QUE INTERVIENEN
I	Hasta S/ 12.000,00 Hasta \$ 3.500,00	Coordinador de Créditos y Analista de Crédito
II	Desde S/ 12.001 hasta S/ 30.000 Desde \$ 3.501 hasta \$ 10.000	Adm. de Agencia o Apoderado o Jefe de Créditos y Analista de Crédito
III	Desde S/ 30.001 hasta S/ 50.000 Desde \$ 10.001 hasta \$ 15.000	Administrador de Agencia o Apoderado (o miembro de Gerencia) y Analista de Crédito
IV	Desde S/ 50.001 hasta S/ 130.000 Desde \$ 15.001 hasta \$ 40.000	Gerente de Créditos (o miembro de Gerencia) y Analista de Crédito
V	Desde S/ 130.000 hasta S/ 300.000 Desde \$ 40.001 hasta \$ 100.000	2 Gerentes y Analista de Crédito
VI	Desde S/ 300.001 hasta S/ 800.000 Desde \$ 100.001 hasta \$ 250.000	3 Gerentes y Analista de Crédito

Fuente: Elaboración propia.

³ Nuevos Soles (S/.) y Dólares Americanos (\$.)

En la Resolución SBS N° 808-2003 se indica que un crédito a las microempresa es aquel que debe cumplir con el requisito de que no exceda de US \$30.000 o su equivalente en moneda nacional. Por tanto, a tenor de lo indicado, los créditos objeto de estudio en el presente trabajo, no sobrepasarían a priori el nivel IV de créditos para el caso de la cartera de la CMAC de Tacna.

En relación con lo expuesto, la figura III.7 nos describe el procedimiento de la aprobación del crédito en función de los niveles de crédito considerados. Así, las etapas del estadio en el que nos encontramos pueden ser explicadas en las siguientes líneas.

- ◇ **ETAPA 1:** De acuerdo con la evaluación previa, el analista de crédito presenta y sustenta el expediente ante el Comité de Créditos correspondiente según el montante del crédito. La presentación realizada comienza con la presentación del nombre del solicitante, actividad empresarial realizada, plan de inversión, cantidad, plazo y cuota del crédito propuesto, principales ratios financieros y cualquier otra información necesaria para su exposición. Concluida ésta, se procederá a resolver las cuestiones planteadas y a revisar la conformidad de la información contenida en el expediente de crédito.

- ◇ **ETAPAS 2, 5, 8, 11, 14 y 17:** En base a la tabla III.2 sobre los niveles de crédito de la IMF, el Comité de Créditos correspondiente será el encargado de aprobar o rechazar los créditos según el montante del producto solicitado, y de acuerdo con los límites de cantidades de aprobación asignado a dicho Comité. Si el montante solicitado se encuentra en los límites del rango de aprobación, se continúa con las etapas 3, 6, 9, 12, 15 y 18 respectivamente según los niveles de crédito. En caso contrario, de superar los límites establecidos por cada nivel de crédito, se procede con las etapas 4, 7, 10, 13 y 16 bajo el mismo criterio.

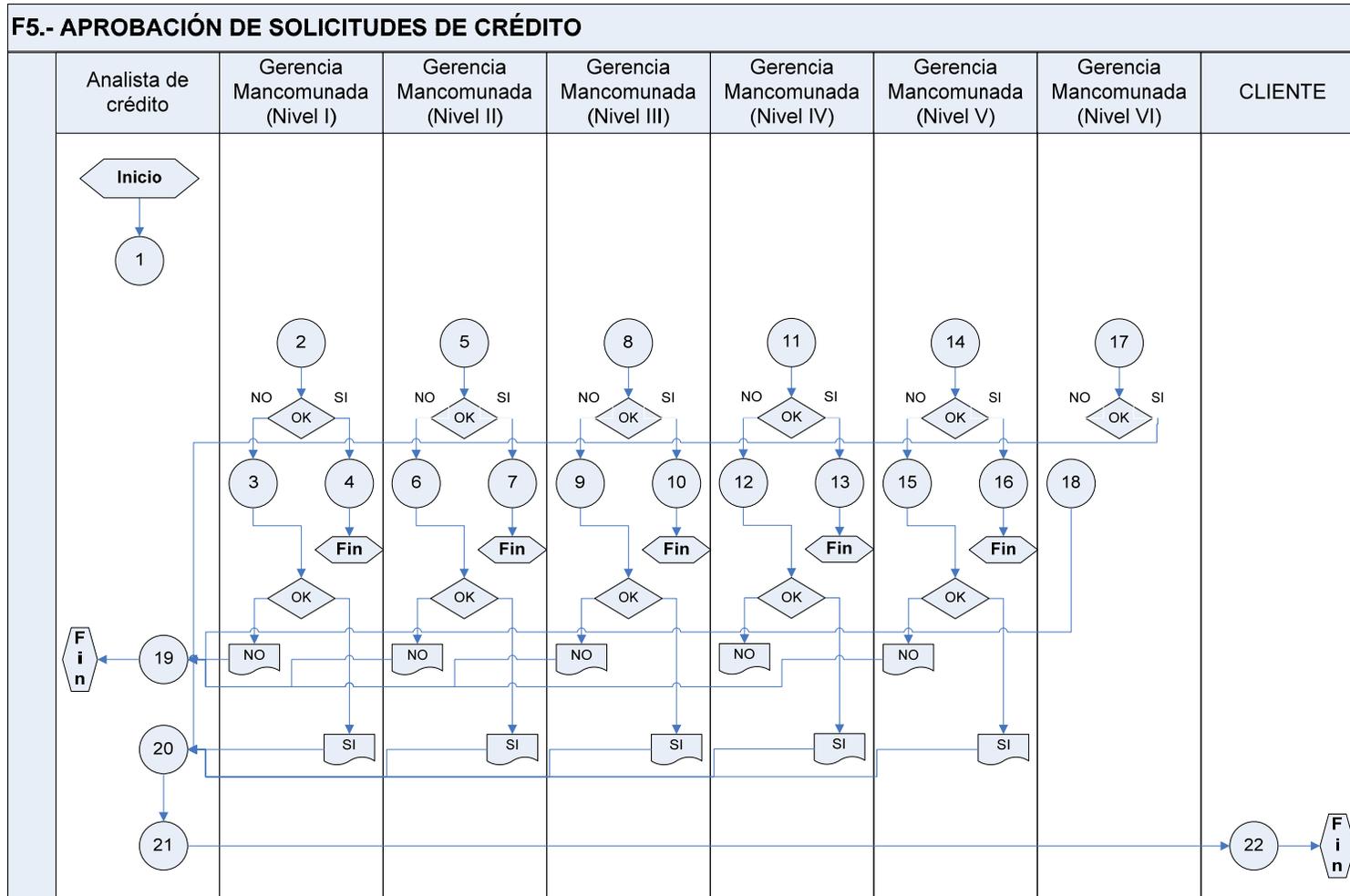


Figura III.7. Aprobación de solicitudes de crédito.

Fuente: Elaboración propia.

- ◇ **ETAPAS 3, 6, 9, 12, 15 y 18:** En estas etapas, el Comité de Créditos correspondiente decide sobre la aprobación o rechazo del crédito. Si el órgano decisor resuelve rechazar la solicitud de crédito, el proceso continúa en la etapa 19. Si por el contrario la decisión es favorable, el paso siguiente correspondería a la etapa 20.
- ◇ **ETAPAS 4, 7, 10, 13 y 16:** En los casos en los que el expediente se exceda de los límites del montante de aprobación para cada nivel, el cliente no podrá ser evaluado al no sustentarse el expediente en el nivel correspondiente, con lo que se daría fin al procedimiento.
- ◇ **ETAPA 19:** El analista de crédito será el encargado de informar al cliente de la no aprobación de su solicitud de crédito, indicando los motivos que han llevado a tal decisión. Se da por finalizado el procedimiento previa devolución de los documentos presentados.
- ◇ **ETAPA 20:** El analista de crédito informa al cliente sobre la aprobación de su solicitud de crédito.
- ◇ **ETAPA 21:** El analista solicita al cliente que se dirija a la IMF en una fecha prevista con la intención de realizar el desembolso.
- ◇ **ETAPA 22:** El cliente retira o desembolsa el crédito aprobado en la IMF, de acuerdo con lo pactado.

III.2.6. Consideración del entorno económico

Por último, para la determinación de las variables explicativas en la elaboración de un modelo de *credit scoring*, hemos de tener en cuenta la influencia del ciclo económico mediante la consideración de variables

macroeconómicas que en este trabajo hemos medido por su tasa de variación anualizada.

Aún siendo un país en vías de desarrollo, la República del Perú mantiene una economía global como un sistema integrado en el contexto económico internacional. Por tanto, la actividad económica del país se ve influenciada, de alguna manera, por los ciclos económicos a nivel mundial.

Según Mester (1997), la ausencia de las variables macroeconómicas ha supuesto una fuerte limitación a los modelos de *credit scoring* tradicionales, en términos de adaptación de éstos a la realidad económica. También lo consideraron Dimitras *et al* (1996) al afirmar que la entidad financiera se encontraba inmersa en un entorno a la hora de evaluar el riesgo de insolvencia de una firma y que los cambios en el entorno así como el comportamiento de las variables macroeconómicas nacionales e internacionales se afianzaban como factores claves que afectaban de forma directa al comportamiento de pago de la empresa.

En este sentido, asumiendo que un modelo de *credit scoring* que cuente con variables propias del cliente y del crédito funcionase y explicase con un alto grado de acierto, entendemos que la variable dependiente ha de ser influida también por una serie de factores referentes a los movimientos cíclicos de la economía. De este modo, comprobamos que determinados créditos se relacionan con el concepto de *default* motivados por una tendencia económica recesiva. Sugerimos pues, que se hace necesaria la incorporación de un tercer bloque de variables relativas a variables macroeconómicas que supondrán un avance sobre la especificación de los modelos tradicionales de evaluación del riesgo de crédito, mejorando la eficiencia predictiva mediante la adecuación dinámica a una realidad económica que se hace más acusada en países que aún se encuentran en vías de desarrollo.

III.3. ANÁLISIS DE LA CARTERA CREDITICIA

En relación al siguiente epígrafe, en el que determinaremos las variables explicativas a emplear en el diseño de los modelos de *credit scoring* según las fases de evaluación y concesión del microcrédito, el objetivo de esta sección consiste en introducir los datos empleados para la construcción de los dos modelos de *credit scoring* desarrollados para la EDPYME Proempresa y la CMAC de Tacna, así como algunas premisas seguidas para el diseño de dichos modelos.

Cabe destacar que la obtención de los datos de los historiales de crédito fue conseguida mediante una visita personalizada a la sede de cada una de las IMFs incluidas en nuestro estudio empírico. La base de datos de la cartera de microcréditos de la EDPYME Proempresa contiene información del comportamiento de pago histórico de los clientes que solicitaron créditos dentro del periodo 1997-2005, mientras que el historial de crédito obtenido en la CMAC de Tacna, contiene préstamos concedidos en el periodo comprendido entre 1995-2005. Quiere decirse pues, que, para las dos IMFs, dispusimos de información contenida en el sistema integrado e informatizado de gestión de créditos, no tomando en consideración la información sobre créditos archivada en papel en los sistemas de almacenamiento físico de las entidades.

En la selección de la muestra utilizada para la elaboración del modelo de *credit scoring* se ha seguido el siguiente procedimiento:

- Los datos de la muestra constituyen una fuente de información que son el resultado del proceso que sigue la entidad en la concesión de microcréditos (véase epígrafe III.2.). En esta línea, Kim (2005) construye un modelo de riesgo de crédito cuya aplicación estadística depende del proceso de concesión de un crédito agrario.

- La muestra final seleccionada respeta el hecho de que el número de casos en los que el crédito resulta impagado se aproxime al número de casos que pagan, evitando así el problema de la diferencia de tamaños de grupos que, con habitualidad, provoca una estimación sesgada al no definirse correctamente los factores de clasificación hacia los grupos previamente definidos (Mures *et al*, 2005).
- Se pretende que la muestra aporte la mayor información posible del cliente, bien sea en términos cuantitativos como cualitativos.
- Los casos admitidos han de contener toda la información de las variables explicativas. Eliminamos aquellos casos en los que no se aporta información en una determinada variable que sea analizada y seleccionada para la construcción del modelo.
- Los datos considerados estarán referenciados al mismo periodo de tiempo, tanto para los casos de impago como para los casos en los que se atiende el pago.

El historial de crédito fue extraído del sistema integrado de gestión de cada institución, donde se guarda información relativa a cada cliente, con características de tipo cuantitativo y cualitativo del mismo en la fecha de concesión del microcrédito. Posteriormente, dicha información fue descargada a una base de datos en Excel. En la base de datos disponíamos de información que no necesariamente constituían variables explicativas, pero que era necesaria para la definición de estas variables. Una vez seleccionada la muestra, eliminamos aquellos créditos que no tenían completa toda la información relevante para la selección definitiva de las variables explicativas del modelo. Finalmente, tras un proceso de eliminación de *missing value* construimos una base de datos con una muestra de 5.451 microcréditos que corresponden al periodo de tiempo comprendido entre los años 1997 y 2005, en el caso de la EDPYME, y una segunda base de datos con una muestra de 16.157 microcréditos concedidos en el periodo correspondiente a los años 1995 – 2005, para la CMAC.

Según se indica en las tablas III.3 y III.4, ambas muestras fueron divididas aleatoriamente en dos submuestras con la intención de realizar una

validación *a posteriori* sobre el modelo de regresión logística estimado, destinando el 75% de los casos totales a la estimación del modelo estadístico y el 25% restante a la validación del mismo.

Tabla III.3. *Cartera Microcréditos EDPYME Proempresa.*

EDPYME		
Periodo Estudio		
1997 / 2005		
Observaciones (N)		
Pagos	Impagos	TOTAL
2.673	2.778	5.451
Muestra Estimación (75%)		
Pagos	Impagos	TOTAL
2.016	2.072	4.088
Muestra Validación (25%)		
Pagos	Impagos	TOTAL
657	706	1.363

Fuente: Elaboración propia.

Tabla III.4. *Cartera Microcréditos CMAC de Tacna.*

CMAC		
Periodo Estudio		
1995 / 2005		
Observaciones (N)		
Pagos	Impagos	TOTAL
7.979	8.178	16.157
Muestra Estimación (75%)		
Pagos	Impagos	TOTAL
5.980	6.138	12.118
Muestra Validación (25%)		
Pagos	Impagos	TOTAL
1.999	2.040	4.039

Fuente: Elaboración propia.

La totalidad de los casos que componen las dos muestras son microcréditos concedidos y no rechazados por la entidad. De este modo, el modelo a diseñar tiene como fuente de datos los correspondientes a prestatarios que fueron aceptados según los procesos habituales del manual de procedimientos de gestión del microcrédito de la EDPYME Proempresa, por un lado y de la CMAC de Tacna, por otro.

Los créditos considerados en las dos muestras corresponden a microempresas y pymes. Son créditos concedidos a personas físicas o jurídicas para la financiación de actividades de producción, comercio o prestación de servicios y cuyos montantes se encuentran dentro de los límites legales establecidos por la normativa SBS para microempresas y PYMES en el periodo de estudio. En este sentido, en la tabla III.5 podemos observar el rango de los montantes de los microcréditos que componen nuestras carteras, así como los estadísticos descriptivos de la media y desviación típica respecto a esta variable, teniendo en cuenta que la moneda considerada en nuestro estudio empírico ha sido el dólar americano.

Tabla III.5. *Estadísticos descriptivos del montante del crédito.*

IMF	Mínimo	Máximo	Media	Desv. Típica
EDPYME Proempresa	60,00	3.910,00	688,20	632,93
CMAC de Tacna	70,00	7.340,00	1.027,50	1.125,12

Fuente: Elaboración propia.

Cuando se trate de préstamos otorgados a personas físicas, éstas deberán tener como principal fuente de ingresos la realización de actividades empresariales. Por este motivo y, según las definiciones aportadas en el capítulo primero del concepto de microcrédito, únicamente es objeto de nuestro estudio la cartera de créditos concedidos a microempresas (MES), excluyendo la cartera de créditos al consumo y la cartera de créditos hipotecarios.

III.4. SELECCIÓN Y ANÁLISIS PREVIO DE LAS VARIABLES EXPLICATIVAS

Este epígrafe tiene por objeto seleccionar las variables explicativas a emplear, con la intención de que el modelo econométrico a desarrollar explique, lo mejor posible, la capacidad que tiene un cliente de microcrédito de atender la obligación de pago contraída con el prestamista, en este caso, la IMF.

Téngase en cuenta que la metodología empleada utiliza el conocimiento y significado de las variables de créditos antiguos en el momento de la solicitud y el desembolso, a la vez que el comportamiento adoptado por el cliente en la disciplina de pago planteada en el momento de la contratación. Con la información pasada de los créditos y de su comportamiento, se pretende inferir y valorar el riesgo existente de que nuevos clientes potenciales incurran en retrasos en el pago y que tengan un coste notable para la organización.

Las variables independientes (explicativas), exógenas en el modelo económico, se derivan de un historial de crédito de la organización, con definiciones basadas en la teoría o la experiencia de los analistas de créditos y teniendo en cuenta la normativa vigente de la SBS de la República del Perú. Dichas variables se comportarán como predictores de la variable que queremos explicar, definida como la probabilidad que un crédito tiene de entrar en una situación de morosidad.

Como observación común a todas las variables independientes, requerimos información correspondiente a éstas, referida al momento en que se solicitó el crédito puesto que, de este modo, se consigue información que manifieste la fortaleza con la que el deudor cuenta para hacer frente al pago o reembolso de la cantidad prestada. La importancia de la ubicación temporal del crédito es considerable, teniendo en cuenta que las características explicativas de si el crédito va a ser reembolsado o no, pueden variar a lo largo del tiempo según las condiciones en que se encuentre el prestatario.

Atendiendo a la formulación de los modelos tradicionales de evaluación del riesgo de crédito, es necesario que la base de datos disponga de información sobre características del prestatario y sobre la operación de préstamo. De hecho, estas características son fáciles de conseguir, puesto que los analistas de crédito las suelen registrar en sus encuentros personales con los clientes. Del historial de crédito, herramienta útil y necesaria para la construcción del modelo, derivarán variables tanto de corte cualitativo como de tipo cuantitativo. Asimismo, no debemos olvidar que el poder predictivo de las variables explicativas o independientes en un modelo tradicional para la

medición del riesgo de crédito se debe a características económicas individuales que cada prestatario reúne en el momento de la solicitud del préstamo, pero enmarcado en un entorno macroeconómico concreto, por lo que, en definitiva, contaremos con tres bloques o agrupaciones de variables claramente diferenciadas como punto de partida, teniendo en cuenta también las variables macroeconómicas.

Los analistas de crédito desempeñan un papel importante en esta labor, pues deben lograr cuantificar todos aquellos conocimientos subjetivos que poseen sobre cada prestatario, lo cual no supone que pierdan libertad a la hora de seguir con su cometido mediante su experiencia e intuición. Sin embargo, de regreso a la entidad, tienen que registrar todas aquellas valoraciones de tipo subjetivo que hayan realizado con el fin de configurar un óptimo formato cuantitativo para la futura elaboración de un sistema de calificación y evaluación del riesgo de crédito.

Son numerosos los sistemas financieros que están adaptando y evolucionando las metodologías de evaluación del riesgo de crédito con éxito. Por ejemplo, cabe destacar que en España, en mayo del 2001, la Confederación Española de Cajas de Ahorros (CECA), llegó a un acuerdo con la consultora de Aplicaciones de Inteligencia Artificial (AIS) para colaborar en el desarrollo de su *Proyecto Sectorial de Control Global del Riesgo*, en una iniciativa que tiene por objeto dotar a las entidades que conforman la CECA de una gama de sistemas innovadores en términos de control del riesgo. Bajo este acuerdo, se comenzaron a construir sistemas de *scoring* adaptativos sobre los tradicionales que incorporan variables macroeconómicas como la tasa de desempleo o el PIB que, indudablemente, influyen en la vida del crédito. En los últimos años, la entidad de AIS ha ido proporcionando consultoría a otras muchas entidades financieras y bancarias de América Latina.

Siguiendo a Kim (2005), quien desarrolla un modelo de riesgo de crédito cuyas variables explicativas son extraídas del proceso de concesión de un crédito agrario, marcamos nuestro objetivo en la identificación de las variables a emplear en nuestros modelos de *credit scoring* para microfinanzas según

vayan emergiendo en cada una de las fases del proceso de concesión de un microcrédito en una IMF de la República de Perú. Si recordamos y sintetizamos los procesos descritos en el epígrafe III.2, la tabla III.6 nos resume las fases que describen la evaluación y concesión de un microcrédito desde que se promociona hasta que se desembolsa.

Tabla III.6. *Fases del proceso de evaluación y concesión de un microcrédito.*

FASE	DESCRIPCIÓN
FASE 1.	Investigación de mercado y promoción del crédito
FASE 2.	Informes de créditos para clientes nuevos o recurrentes
FASE 3.	Recepción de documentos y evaluación del expediente de crédito
<i>FASE 3.A.</i>	<i>Análisis de la actividad económica desarrollada por el cliente</i>
<i>FASE 3.B.</i>	<i>Revisión de Centrales de Riesgos e historiales de crédito</i>
<i>FASE 3.C.</i>	<i>Inspección económica - financiera de la microempresa</i>
FASE 4.	Evaluación de las garantías
FASE 5.	Aprobación de la solicitud de crédito
FASE 6.	El ciclo económico

Fuente: Elaboración propia.

En las tablas III.7 y III.8 recopilamos las variables explicativas finalmente empleadas para la construcción del modelo de *credit scoring* de la EDPYME Proempresa y el de la CMAC de Tacna respectivamente. Como puede apreciarse, las variables descritas proceden de la correspondiente fase del proceso de evaluación y concesión del microcrédito, según vayan influyendo sobre la variable dependiente respecto a la incorporación o reducción de la probabilidad de impago. En esta línea, una contribución importante del trabajo se encuentra en la definición de los signos esperados (positivo o negativo) de los estimadores para cada variable explicativa, condicionado al proceso de evaluación y concesión del microcrédito.

En lo que sigue, procedemos a la realización de un estudio detallado de cada una de las variables intervinientes en los modelos de *credit scoring*, describiendo el modo de obtención o cálculo en caso de que se requiera, planteando un análisis exploratorio y mostrando los resultados del análisis univariante a través de la estimación de la correlación bivariada de cada

variable con la dependiente. La variable dependiente queda definida como una variable dicotómica en la que el valor cero (0) se corresponde con clientes que pagan todas las cuotas del microcrédito, y uno (1) justo lo contrario.

Tabla III.7. Variables independientes EDPYME Proempresa.

FASE DEL PROCESO DE EVALUACIÓN DEL MICROCRÉDITO	VARIABLE	CONCEPTO	SIGNO ESPERADO DEL ESTIMADOR (β)
FASE 1	ZONA	Lugar geográfico de la agencia o sucursal. Variable dicotómica (0) Zona centro (1) Extrarradio	-
	ANTIGUO	Tiempo del prestatario como cliente de la entidad. Variable numérica	-
FASE 2	CRED_CONC	Créditos concedidos con anterioridad. Variable numérica	-
	CRED_CONC2	Créditos concedidos en el último año. Variable numérica	-
	CRED_DENEG	Créditos denegados con anterioridad. Variable numérica	+
FASE 3 A	SECTOR	Sector de actividad de la microempresa. Variable categórica (0) Comercio (1) Agricultura (2) Producción (3) Servicio	+ / -
	DEST_CRED	Destino del microcrédito. Variable dicotómica (0) Capital de trabajo (1) Activo Fijo	-
FASE 3 B	CLAS_ENT	Clasificación del cliente según la IMF. Variable dicotómica (0) Cliente normal (1) Cliente con algún tipo de problema	-
	CUOT_TOT	Número total de cuotas pagadas en historial de crédito. Variable numérica	-
	CUOT_MORA	Número de cuotas incurridas en morosidad. Variable numérica	+
	MEDIA_MORA	Promedio (días) de la morosidad del cliente. Variable numérica	+
	MORA_MAYOR	Número de días de la mayor mora del cliente. Variable numérica	+
FASE 3 C	SEXO	Género del prestatario. Variable dicotómica. (0) Hombre, (1) Mujer	+
	EDAD	Edad en el momento de la solicitud del crédito. Variable numérica	+
	E_CIVIL	Estado Civil. Variable dicotómica. (0) Soltero, (1) Unidad Familiar	+
	SIT_LAB	Situación laboral del cliente. Variable dicotómica (0) Propietario (1) Dependiente	-
	R1	Rotación Activos = Ingresos Ventas / Total Activo	-
	R2	Productividad = Utilidad Bruta / Costes Operativos	-
	R3	Líquidez = Capacidad Pago / Total Activo	-
	R4	Rotación Líquidez = Capacidad Pago / Ingresos Ventas x 360	+
R5	Dependencia o Endeudamiento = Total Pasivo / (Total Pasivo + Total Patrimonio)	+	

Tabla III.7. Variables independientes EDPYME Proempresa (continuación).

FASE DEL PROCESO DE EVALUACIÓN DEL MICROCRÉDITO	VARIABLE	CONCEPTO	SIGNO ESPERADO DEL ESTIMADOR (β)
FASE 3 C	R6	Apalancamiento = Total Pasivo / Total Patrimonio	+
	R7	ROA = Utilidad Neta / Total Activo	-
	R8	ROE = Utilidad Neta / Total Patrimonio	-
FASE 4	GARANT	Tipo de garantía aportada por el cliente. Variable dicotómica (0) Crédito Confianza (1) Garantía real (aval, prenda, hipoteca, etc.)	-
FASE 5	MONEDA	Tipo de moneda en la que se concede el crédito. Variable dicotómica (0) Nuevos Soles (1) US \$	-
	MONTO	Importe del microcrédito. Variable numérica	-
	MONTO_RECH	Cantidad rechazada por la institución. Variable numérica	+
	DURACION	Número de cuotas mensuales del microcrédito solicitado. Variable numérica	+
	INT_MENS	Tasa de interés mensual del microcrédito. Variable numérica	+
	VTOCRED_SBS	Pronóstico del analista sobre la situación del crédito a su vencimiento. Variable dicotómica (0) Vigentes (1) Con problemas estimados	-
FASE 6	PIB	Tasa de variación anualizada del Producto Interior Bruto durante la vigencia del crédito. Variable numérica	-
	IPC	Tasa de variación anualizada del Índice de Precios al Consumidor durante la vigencia del crédito. Variable numérica	+
	IE	Tasa de variación anualizada del Índice de Empleo durante la vigencia del crédito. Variable numérica	-
	TC	Tasa de variación anualizada de la Tasa de Cambio durante la vigencia del crédito. Variable numérica	+
	TI	Tasa de variación anualizada de la Tasa de Interés durante la vigencia del crédito. Variable numérica	+
	IGB	Tasa de variación anualizada del Índice General Bursátil durante la vigencia del crédito. Variable numérica	-
	AGUA	Tasa de variación anualizada de la tarifa municipal de Agua durante la vigencia del crédito. Variable numérica	+
	LUZ	Tasa de variación anualizada de la tarifa municipal de la Luz durante la vigencia del crédito. Variable numérica	+
	TFNO	Tasa de variación anualizada de la tarifa del Teléfono durante la vigencia del crédito. Variable numérica	+

Fuente: Elaboración propia.

Tabla III.8. Variables independientes CMAC de Tacna.

FASE DEL PROCESO DE EVALUACIÓN DEL MICROCRÉDITO	VARIABLE	CONCEPTO	SIGNO ESPERADO DEL ESTIMADOR (β)
FASE 1	-		
FASE 2	ANTIGUO	Tiempo del prestatario como cliente de la entidad. Variable numérica	-
	CRED_CONC	Créditos concedidos con anterioridad. Variable numérica	-
	CRED_CONC2	Créditos concedidos en el último año. Variable numérica	-
	REL_IMF	Tipo de relación con la Institución de Microfinanzas. Variable dicotómica (0) Ninguna (1) Trabajador de la entidad	+
FASE 3 A	SECTOR	Sector de actividad de la microempresa. Variable categórica (0) Comercio (1) Agricultura (2) Producción (3) Servicio	+ / -
	DEST_CRED	Destino del microcrédito. Variable dicotómica (0) Capital de trabajo (1) Activo Fijo	-
FASE 3 B	CLAS_SBS	Clasificación del cliente según la SBS. Variable dicotómica (0) Cliente normal (1) Cliente con algún tipo de problema	-
	CUOT_TOT	Número total de cuotas pagadas en historial de crédito. Variable numérica	-
	CUOT_MORA	Número de cuotas incurridas en morosidad. Variable numérica	+
	MORA_MAYOR	Número de días de la mayor mora del cliente. Variable numérica	+
FASE 3 C	SEXO	Género del prestatario. Variable dicotómica. (0) Hombre, (1) Mujer	+
	EDAD	Edad en el momento de la solicitud del crédito. Variable numérica	+
	E_CIVIL	Estado Civil. Variable dicotómica. (0) Soltero, (1) Unidad Familiar	+
	SIT_LAB	Situación laboral del cliente. Variable dicotómica (0) Propietario (1) Dependiente	-
	R1	Rotación Activos = Ingresos Ventas / Total Activo	-
	R2	Productividad = Utilidad Bruta / Costes Operativos	-
	R3	Liquidez = Disponible / Total Activo	-
	R4	Rotación Liquidez = Disponible / Ingresos Ventas x 360	+
R5	Liquidez para el Crédito = Disponible / Monto propuesto	-	
R6	Solvencia c/p = Activo Circulante / Exigible c/p	-	

Tabla III.8. Variables independientes CMAC de Tacna (continuación).

FASE DEL PROCESO DE EVALUACIÓN DEL MICROCRÉDITO	VARIABLE	CONCEPTO	SIGNO ESPERADO DEL ESTIMADOR (β)
FASE 3 C	R7	ROA = Utilidad Neta / Total Activo	-
	R8	Plazo Medio Cobro = Clientes / Ingresos Ventas x 360	+
	R9	Plazo Medio Aprovisionamiento = Existencias / Compras mercaderías x 360	+
FASE 4	GARANT	Tipo de garantía aportada por el cliente. Variable dicotómica (0) Declaración jurada (1) Garantía real (aval, prenda, hipoteca, etc.)	-
FASE 5	T_ATENCION	Tiempo de atención dedicada al cliente en términos de asesoría de inversiones expresado en días. Variable Numérica	-
	MONEDA	Tipo de moneda en la que se concede el crédito. Variable dicotómica (0) Nuevos Soles (1) US \$	-
	MONTO	Importe del microcrédito. Variable numérica	-
	MONTO_RECH	Cantidad rechazada por la institución. Variable numérica	+
	DURACION	Número de cuotas mensuales del microcrédito solicitado. Variable numérica	+
	INT_MENS	Tasa de interés mensual del microcrédito. Variable numérica	+
	COMISION	Comisión de gestión de crédito. Variable numérica	+
	VTOCRED_SBS	Pronóstico del analista sobre la situación del crédito a su vencimiento. Variable dicotómica (0) Vigentes (1) Con problemas estimados	-
FASE 6	PIB	Tasa de variación anualizada del Producto Interior Bruto durante la vigencia del crédito. Variable numérica	-
	IPC	Tasa de variación anualizada del Índice de Precios al Consumidor durante la vigencia del crédito. Variable numérica	+
	TC	Tasa de variación anualizada de la Tasa de Cambio durante la vigencia del crédito. Variable numérica	+
	TI	Tasa de variación anualizada de la Tasa de Interés durante la vigencia del crédito. Variable numérica	+
	IGB	Tasa de variación anualizada del Índice General Bursátil durante la vigencia del crédito. Variable numérica	-
	AGUA	Tasa de variación anualizada de la tarifa municipal de Agua durante la vigencia del crédito. Variable numérica	+
	LUZ	Tasa de variación anualizada de la tarifa municipal de la Luz durante la vigencia del crédito. Variable numérica	+
	TFNO	Tasa de variación anualizada de la tarifa del Teléfono durante la vigencia del crédito. Variable numérica	+

Fuente: Elaboración propia.

III.4.1. Variables obtenidas de la investigación de mercado y promoción del crédito

La única variable resultante de la primera fase del proceso de evaluación y concesión de un microcrédito en las IMFs de la República de Perú corresponde a la zona o ubicación geográfica seleccionada por la entidad para abrir una oficina o agencia.

- *Ubicación Geográfica*

Esta variable se encarga de localizar la sucursal o agencia en la cual se ha efectuado la solicitud del microcrédito. No cabe duda de que todas las sucursales no son iguales, pues responden a características socioeconómicas diferentes en función de la ubicación de la misma. Teniendo esto en cuenta, se pretende que el modelo estadístico identifique aquellas sucursales cuyos microcréditos concedidos computen un mayor riesgo, en función de, según apunta Schreiner (1999), las características del vecindario, la competencia local y la coyuntura económica; y es que el efecto de las sucursales es importante debido a que la eficiencia de cada sucursal puede ser afectada a través de las políticas de la organización.

La presente característica, sólo ha podido ser considerada para la EDPYME Proempresa, no pudiendo ser factible su incorporación en la CMAC de Tacna. El motivo de esta no inclusión se debe a una de las limitaciones importantes de los modelos de *credit scoring* en las instituciones de microfinanzas descritas en el capítulo tercero, relativa a la falta de información en el historial de crédito que hizo que perdiéramos toda la pesquisa de datos referentes a la ubicación o zona geográfica.

A este respecto, la figura III.8 nos revela cómo se encuentra distribuida nuestra cartera de Proempresa en función de las agencias repartidas por la ciudad de Lima. Para cada sucursal, analizamos las proporciones de microcréditos pagados e impagados tal y como quedó definida la variable

respuesta (figura III.9), pudiendo comprobar que cinco de las nueve agencias de la entidad reunían cierta cantidad de microcréditos impagados. No nos resultó extraño este hecho, dado que estas cinco oficinas se encuentran ubicadas en los distritos más deprimidos de Lima.

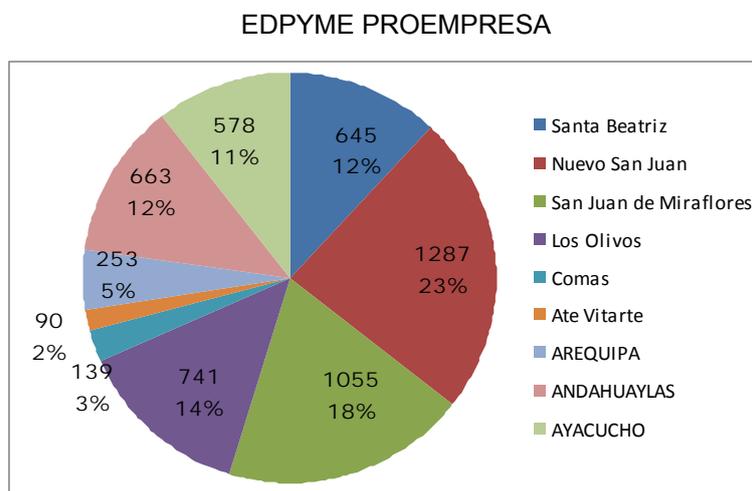


Figura III.8. Distribución de microcréditos según la variable Ubicación Geográfica.

Fuente: Elaboración propia.

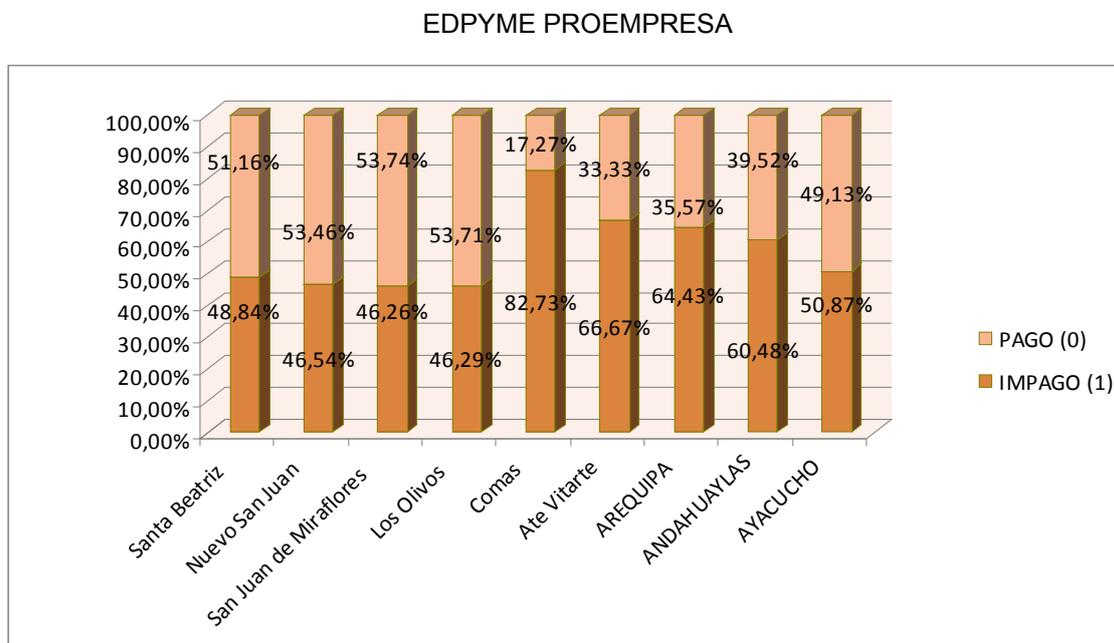


Figura III.9. Comportamiento en el pago según la variable Ubicación Geográfica (1).

Fuente: Elaboración propia.

Inicialmente diseñamos una variable categórica con k-1 categorías en función de cada agencia de la organización. Con posterioridad, en la intención de recoger mejor un posible factor de riesgo y, a la vez, simplificar el análisis, consideramos oportuno definir una variable dicotómica con valores cero (0) a sucursales céntricas en la población donde opera la institución, y uno (1) a agencias del extrarradio del núcleo poblacional. Las agencias de los distritos de Santa Beatriz, Nuevo San Juan y San Juan de Miraflores fueron enmarcadas como sucursales céntricas, mientras que el resto lo fueron en el grupo de las sucursales del extrarradio, finalizando el análisis exploratorio mediante el estudio de la solvencia o insolvencia en función de esta variable rediseñada, según se muestra en la figura III.10. A la vista de estos resultados, sí que se observa una notable diferencia en el comportamiento de pago entre las distintas zonas geográficas argumentado por el nivel económico, social y educativo tan dispar existente entre ellas.

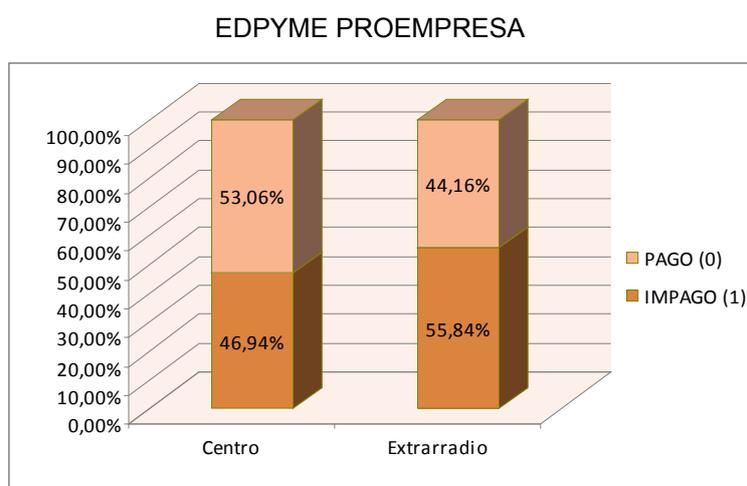


Figura III.10. Comportamiento en el pago según la variable Ubicación Geográfica (2).

Fuente: Elaboración propia.

La correlación bivariada de la variable Ubicación Geográfica con la variable explicada (tabla III.9) corrobora todo lo expuesto con anterioridad, encontrando una correlación significativa con un nivel de confianza del 99%. Para un nuevo cliente, atendiendo a la región geográfica en la que se encuentre, es más probable que viviendo o desempeñando su actividad económica en el núcleo urbano, disponga de unos recursos más solventes a la

hora de hacer frente al pago de la deuda que los solicitantes en agencias situadas en zonas rurales o más deprimidas de la nación. Es por tanto, por lo que destacamos el signo negativo, como esperado, en el indicador.

Tabla III.9. *Correlación bivariada de la variable Ubicación Geográfica y la variable explicada.*

EDPYME PROEMPRESA

Correlaciones

		Y	ZONA
Y	Correlación de Pearson	1	,089**
	Sig. (bilateral)		,000
	N	5451	5451
ZONA	Correlación de Pearson	,089**	1
	Sig. (bilateral)	,000	
	N	5451	5451

** . La correlación es significativa al nivel 0,01

Fuente: Elaboración propia.

III.4.2. Variables obtenidas a partir de los informes de créditos para clientes nuevos o recurrentes.

La segunda fase del proceso de evaluación y concesión de un microcrédito revela cinco nuevas variables que puedan afectar a la probabilidad de impago de un cliente de una IMF. Así, consideramos la antigüedad del prestatario como cliente de la institución, los créditos concedidos con anterioridad, los créditos concedidos en el año que precede a la solicitud del crédito, el número de créditos denegados anteriormente al cliente y, por último, la relación existente entre el cliente y la entidad de microfinanzas, como variables descritas en esta segunda fase.

- *Antigüedad*

Junto con una aplicación estadística de *credit scoring* para una organización de microfinanzas en Bolivia, Schreiner (2004) presentó un modelo

alternativo que medía el riesgo de deserción⁴ de un cliente en la misma entidad en la que evaluó el riesgo de microcrédito. Puede darse el caso en el que una entidad de microfinanzas que compita en el mercado microfinanciero de una región trate de captar clientes de otras instituciones mediante la propuesta de ofertas competitivas de créditos. Por otra parte, el descontento del cliente en las condiciones de las operaciones de crédito supone también un motivo por el cual los clientes desertan de una organización a otra. Asimismo, puede asumirse que una relación duradera con la IMF implica que ésta se hace conocedora de todos los riesgos inherentes al cliente en base al contacto directo que mantiene con él en todas sus operaciones. Queda constancia de esta afirmación en créditos concedidos en países desarrollados [Crook *et al* (1992)].

Aún con todo lo comentado anteriormente, en nuestra experiencia con las dos IMF's analizadas, extraemos la conclusión de que la antigüedad constituye una imagen del comportamiento de pago del cliente, en el sentido de que si un prestatario tiene una antigüedad mayor como cliente de la institución, se debe a que a éste se le conceden créditos a medida que va reembolsando los anteriores sin demasiados problemas que supongan un atraso costoso.

A este respecto, diseñamos una variable numérica que representa el número de años que el prestatario lleva como cliente de la institución para cada solicitud de crédito. Partiendo de cierta información de partida que pudimos captar del historial de crédito original descargado de las instituciones, tales como la fecha de ingreso de cada cliente en la entidad y la fecha de solicitud del crédito, pudimos calcular para cada crédito el tiempo transcurrido desde que el prestatario ingresó por primera vez en la entidad hasta que la solicitud del préstamo se hizo efectiva. Bajo esta consideración, los cálculos registrados para el diseño de la presente variable en nuestra base de datos final fueron:

⁴ El autor define deserción como aquella situación en la que un prestatario no solicita otro crédito en la entidad una vez haya pagado el préstamo anterior.

$$\left(\begin{array}{c} \text{Fecha de} \\ \text{solicitud del} \\ \text{crédito} \end{array} \right) - \left(\begin{array}{c} \text{Fecha de} \\ \text{ingreso en} \\ \text{la entidad} \end{array} \right) = X$$

Seguidamente, para transformar este dato en unidades medidas en años, se realizó el siguiente cálculo:

$$X / 365 = \left(\begin{array}{c} \text{ANTIGÜEDAD} \\ \text{DEL CLIENTE} \end{array} \right)$$

Tras efectuar un análisis de correlación entre la variable explicada y la antigüedad (tabla III.10), trasciende cierta relación de ambas para las dos organizaciones analizadas. Aún así, hemos de ser cautos y esperar al comportamiento colineal con el resto de variables independientes en los modelos de regresión logística finales. Quiere decirse, pues, que un cliente con mayor antigüedad viene a ser una persona que ha respondido correctamente al pago de créditos anteriores y al que le han seguido depositando la confianza, manifestado en la concesión de nuevos créditos. Por tanto, entendemos que el signo del estimador ha de ser negativo, o lo que es lo mismo, cuanto mayor sea la antigüedad del cliente, menor debiera ser su probabilidad de impago.

Tabla III.10. *Correlación bivariada de la variable Antigüedad y la variable explicada.*

EDPYME PROEMPRESA				CMAC TACNA			
Correlaciones				Correlaciones			
		Y	ANTIGUO			Y	ANTIGUO
Y	Correlación de Pearson	1	,035**	Y	Correlación de Pearson	1	,073**
	Sig. (bilateral)		,009		Sig. (bilateral)		,000
	N	5451	5451		N	16157	16157
ANTIGUO	Correlación de Pearson	,035**	1	ANTIGUO	Correlación de Pearson	,073**	1
	Sig. (bilateral)	,009			Sig. (bilateral)	,000	
	N	5451	5451		N	16157	16157

** . La correlación es significativa al nivel 0,01 (bilateral).

** . La correlación es significativa al nivel 0,01 (bilateral).

Fuente: Elaboración propia.

- *Número de Créditos Concedidos con anterioridad*

Definimos una variable numérica indicativa del número de créditos que la IMF ha concedido al prestatario que formula una nueva solicitud, tratándose de la segunda variable que procede de los historiales de crédito y centrales de riesgos competentes. En nuestro caso, en base al sistema de registro de información por parte de las entidades, resulta fácil conocer el número de créditos que le han sido concedidos a cada cliente. Si nos preguntamos cómo afecta esta variable al riesgo de impago, debiéramos pensar que un cliente al cual se le ha venido concediendo préstamos de forma habitual, se ha debido a que éste ha sido un buen pagador en el pasado (Dinh y Kleimeier, 2007). Por otra parte, entendemos que un gran número de microcréditos ya concedidos, es un hecho indicativo de la experiencia del cliente como prestatario, algo que influye positivamente en la teórica intención de pago (Schreiner, 1999). Queda constancia de la influencia comentada en la EDPYME Proempresa según se aprecia en la tabla III.11, no siendo así para la CMAC de Tacna. En el modelo final de *credit scoring*, entendemos que el signo esperado del estimador de esta variable deba ser negativo, pues un mayor número de microcréditos concedidos en el pasado debe reducir la probabilidad de impago para cualquier cliente.

Tabla III.11. *Correlación bivariada de la variable Número de Créditos Concedidos y la variable explicada.*

EDPYME PROEMPRESA				CMAC TACNA			
Correlaciones				Correlaciones			
		Y	CRED_CON			Y	CRED_CON
Y	Correlación de Pearson	1	,034*	Y	Correlación de Pearson	1	-,007
	Sig. (bilateral)		,011		Sig. (bilateral)		,400
	N	5451	5451		N	16157	16157
CRED_CON	Correlación de Pearson	,034*	1	CRED_CON	Correlación de Pearson	-,007	1
	Sig. (bilateral)	,011			Sig. (bilateral)	,400	
	N	5451	5451		N	16157	16157

*. La correlación es significativa al nivel 0,05 (bilateral).

Fuente: Elaboración propia.

- *Número de Créditos Concedidos en el último año*

En microfinanzas, un cliente se beneficia de sucesivos accesos al sistema financiero siempre que cumpla correctamente con sus obligaciones de pago, motivo por el que una aprobación favorable de un microcrédito es influida por el número de créditos pasados. La complejidad económica y los ciclos económicos pueden llegar a inducir a situaciones extremas capaces de provocar alteraciones y cambios en la conducta del cliente a la hora de ejecutar los reembolsos de su deuda. Por ello, consideramos oportuno contar con la misma información de la característica anterior, aunque restringida al periodo de un año desde el momento de la solicitud del microcrédito, con la intención de contar con una mayor precisión en la información del cliente que lo solicita. Puede apreciarse como una corrección en esta variable manifiesta una mayor correlación con el pago o impago del préstamo (tabla III.12) y, donde antes contábamos con una relación univariante en una sola entidad en la que tratamos de medir el riesgo de microcrédito, ahora presentamos una correlación bivariada estadísticamente significativa al 99% de confianza para dos entidades analizadas en nuestro trabajo de investigación. También, por idénticos motivos, se espera un signo negativo del estimador de esta variable en el modelo final de *credit scoring*.

Tabla III.12. *Correlación bivariada de la variable Número de Créditos Concedidos en el último año y la variable explicada.*

EDPYME PROEMPRESA				CMAC TACNA			
Correlaciones				Correlaciones			
		Y	CRED_CON2			Y	CRED_CON2
Y	Correlación de Pearsco	1	-,186**	Y	Correlación de Pearsco	1	-,074**
	Sig. (bilateral)		,000		Sig. (bilateral)		,000
	N	5451	5451		N	16157	16157
CRED_CON2	Correlación de Pearsco	-,186**	1	CRED_CON2	Correlación de Pearsco	-,074**	1
	Sig. (bilateral)	,000			Sig. (bilateral)	,000	
	N	5451	5451		N	16157	16157

** .La correlación es significativa al nivel 0,01 (bilateral).

** .La correlación es significativa al nivel 0,01 (bilateral).

Fuente: Elaboración propia.

- *Número de Créditos Denegados*

Superadas o mitigadas las limitaciones de los modelos de *credit scoring* en el paradigma de las microfinanzas⁵, la información procedente de los historiales de crédito y las centrales de riesgos se presenta con una mayor riqueza cuantitativa y cualitativa.

Con el transcurso del tiempo, en la concesión de microcréditos las IMFs van acumulando la información sobre el comportamiento en el pago de clientes, quedando constancia de ello en los registros correspondientes. Es el caso del número de créditos que le han sido denegados a un prestatario debido al incumplimiento de uno o varios requisitos impuestos por la entidad a la hora de concederle un determinado préstamo. Lo que sí que está claro es que la organización de microfinanzas impone estos requisitos con la finalidad de aminorar el riesgo de impago, hecho que nos conduce a expresar que un número elevado de créditos denegados hasta la fecha de nueva evaluación ha supuesto que el cliente ha estado expuesto a uno o varios motivos tendentes al aumento del riesgo crediticio.

Aunque sólo disponemos de esta información en la EDPYME Proempresa, seleccionamos una variable numérica que recoja el número de créditos denegados al cliente solicitante de un nuevo microcrédito hasta el momento de la solicitud, entendiendo que se trata de una característica que aporta información al modelo de *credit scoring*, teniendo en cuenta todo lo comentado.

En caso de resultar significativa, esta variable debiera ir acompañada de un estimador de signo positivo para ser aceptada en nuestro modelo, pues cuanto mayor sea ésta, indicará que nos encontramos ante un solicitante cuyo pasado ha estado más influenciado por el riesgo de impago. En cualquier caso, aún no sabemos si el número de créditos denegados con anterioridad tendrá influencia sobre la probabilidad de impago del prestatario. Por el momento,

⁵ Véase epígrafe 2.6.

podemos comenzar por el análisis estadístico de la correlación bivariada de Pearson, cuyo resultado se expone en la tabla III.12 y que, a priori, es indicativo de la inexistencia de relación individual entre la presente variable y el fenómeno que se trata de explicar.

Tabla III.12. *Correlación bivariada de la variable Número de Créditos Denegados y la variable explicada.*

EDPYME PROEMPRESA

Correlaciones			
		Y	CRED_ DENE
Y	Correlación de Pearson	1	-,010
	Sig. (bilateral)		,448
	N	5451	5451
CRED_DENE	Correlación de Pearson	-,010	1
	Sig. (bilateral)	,448	
	N	5451	5451

Fuente: Elaboración propia.

- *Tipo de Relación con la IMF*

Se trata de una variable dicotómica que describe el tipo de relación existente entre el cliente y la entidad de microfinanzas, disponible únicamente para la CMAC de Tacna. Si no existe ninguna relación laboral entre ambos, el valor de esta variable será de cero (0), mientras que si se halla algún tipo de relación de trabajo, bien se trate del director, gerente o algún tipo de personal de la institución, el que se dirige a solicitar el crédito, tomará el valor de uno (1). La figura III.13 nos sugiere un comportamiento discriminatorio de esta variable respecto al cumplimiento e incumplimiento del pago de la deuda, aunque la segmentación tan desigual entre las categorías de la variable⁶ hace que desestimemos todo el poder de separación de la presente variable. Esta afirmación queda corroborada en el análisis univariante que nos demuestra que no hay dependencia alguna entre la variable dependiente y el tipo de relación del cliente con la organización de microfinanzas (tabla III.14)

⁶ Conviene mencionar que, a este respecto, los créditos con categoría cero fueron 16.121 y con categoría 1, solamente 36.

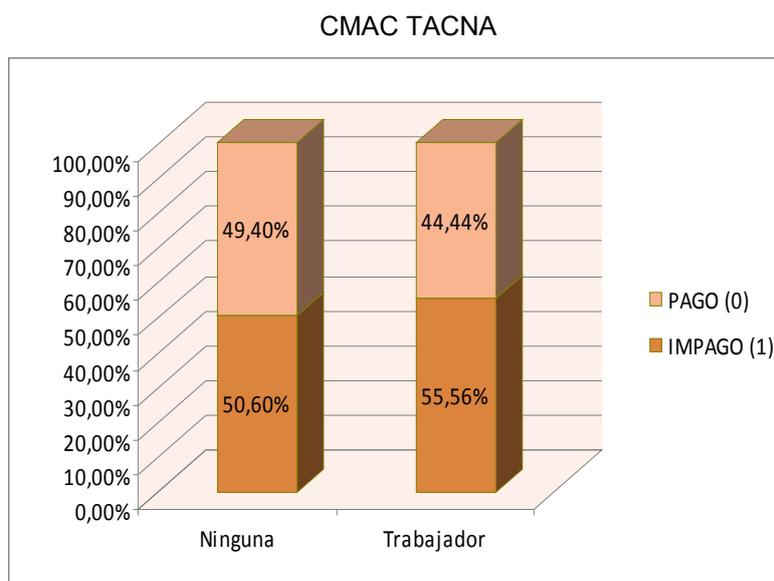


Figura III.13. Comportamiento en el pago según la variable Tipo de Relación con la IMF.

Fuente: Elaboración propia.

Tabla III.14. Correlación bivariada de la variable tipo de relación con la IMF y la variable explicada.

CMAC TACNA

Correlaciones

		Y	REL_IMF
Y	Correlación de Pearson	1	,005
	Sig. (bilateral)		,553
	N	16157	16157
REL_IMF	Correlación de Pearson	,005	1
	Sig. (bilateral)	,553	
	N	16157	16157

Fuente: Elaboración propia.

Aunque no suceda en nuestra muestra, parece lógico pensar que los trabajadores de la entidad deban ser mejores pagadores que los que no tienen relación alguna con la entidad, al destinar un mayor esfuerzo en el cumplimiento de sus obligaciones de pago y, por lo tanto, el signo del correspondiente estimador se espera que sea positivo. En cualquier caso, por todo lo expuesto para esta variable, no parece una variable explicativa en el modelo final de *credit scoring*.

III.4.3. Variables obtenidas de la recepción de documentos y evaluación del expediente de crédito

La tercera fase del proceso de evaluación y concesión del microcrédito recordemos, hacía referencia a la recepción de documentos y evaluación del expediente de crédito. A su vez, esta fase puede subdividirse en 3 subprocesos relativos al análisis de la actividad económica desarrollada por el cliente, la revisión de las Centrales de Riesgos e historiales de crédito y a la inspección económica y financiera de la microempresa del cliente solicitante del microcrédito. En esta línea y, siguiendo esta clasificación, procedemos a la identificación de las variables intervinientes en cada estadio de esta tercera fase.

III.4.3.1. Variables del análisis de la actividad económica desarrollada por el cliente

El primer estadio de la tercera fase del proceso de evaluación y concesión del microcrédito consiste en el análisis de la actividad económica desarrollada por el cliente. A este respecto, el analista de crédito solicita información al prestatario relativa al sector económico de la actividad de la microempresa, así como el destino que se le pretende aplicar al microcrédito. De esta forma, procedemos al estudio de las variables que resultan de esta operación.

- *Sector Económico de la actividad*

El sector económico de actividad, conexo con cada microcrédito de las carteras de microcréditos, constituye la siguiente variable explicativa a tener en cuenta en la elaboración del modelo de *credit scoring* construido para cada una de las organizaciones de microfinanzas consideradas. Entendemos que el número de sectores de actividad no deba ser muy numeroso, a la vez que

mantenga un cierto compromiso entre una diversidad aceptable y una riqueza de contenidos junto con la necesidad de contar con información suficiente para realizar las estimaciones de los parámetros con un nivel razonable de precisión. Por tanto, esta característica será tratada como una variable categórica con cuatro posibilidades relativas al sector económico al que pertenezca la actividad desarrollada por la microempresa del prestatario solicitante del crédito. Éstos son:

- a) Comercio. Englobado dentro del sector terciario, consiste en un intercambio de bienes o de servicios realizado a través de un mercader o comerciante.
- b) Agricultura. Esta actividad tiene su fundamento en la explotación de los recursos que la tierra origina, favorecida por la acción del hombre: alimentos vegetales (cereales, frutas, hortalizas, pastos cultivados y forrajes), fibras utilizadas por la industria textil, cultivos energéticos, etc.
- c) Producción. Es aquel sector económico que agrupa al conjunto de actividades ligadas a la transformación del medio natural (agricultura, pesca, minería y actividad forestal).
- d) Servicios. Este sector comprende todas aquellas actividades económicas que no producen bienes materiales de forma directa, sino trabajos que se ofrecen para satisfacer las necesidades de la población (hostelería, turismo, comunicaciones, etc.)

En la figura III.14, presentamos la distribución de las carteras de microcréditos para la EDPYME y para la CMAC. Se observa que los clientes de ambas instituciones pertenecen mayoritariamente al sector comercial, a la vez que en el sector agrícola se asume una escasa representación de créditos en la CMAC de Tacna. De esta forma, concluimos que la característica analizada dependerá principalmente de la visión y misión de la organización microfinanciera que concede el préstamo.

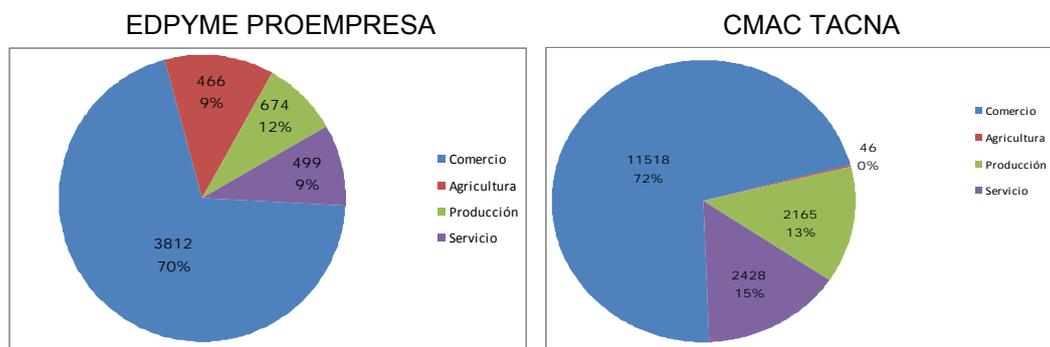


Figura III.14. Distribución de microcréditos según la variable Sector Económico.

Fuente: Elaboración propia.

No adoptamos un criterio fijo a la hora de establecer el sector de actividad que pueda implicar un mayor riesgo. Schreiner (1999) consideró la característica sector económico en su modelo de *scoring* mediante una variable dicotómica con las alternativas de comercio y manufactura. Fue así donde alcanzó la conclusión de que los créditos destinados a una actividad comercial presentaban un menor riesgo que los préstamos aplicados a una actividad manufacturera. Por su parte, Van Gool *et al* (2009), de los cinco sectores de actividad barajados (agricultura, hogar, industria, comercio y servicios), sorprendentemente obtuvieron que el hogar constituía el sector o propósito del crédito más arriesgado. Siendo así, es ésta la única variable a la que hemos admitido cambiante el signo esperado del estimador, dejando abierta toda posibilidad relativa a que cualquier sector sea más arriesgado que otro ad hoc a cada cartera crediticia considerada. Lo comentado manifestado en la figura III.15 donde, en la muestra crediticia de la EDPYME Proempresa, observamos que las mayores tasas de impago se corresponden con el sector agrario, justo al contrario que en la CMAC de Tacna, donde los mejores porcentajes de pago tienen lugar en este sector. A este respecto, no se aprecia que alguno de ellos suponga, en términos descriptivos, un sector que lleva ligado un mayor riesgo de insolvencia sobre el cliente que solicita el crédito. También, la tabla III.15 nos señala la correlación de Pearson formulada para esta característica respecto a la variable respuesta del modelo. Tras esto, apreciamos correlación entre el sector económico al que pertenezca la actividad del micronegocio

solicitante del préstamo y la probabilidad de que dicho préstamo sea impagado en la EDPYME, no siendo así para la CMAC. En cualquier caso, habrá que esperar al resultado empírico final de las dos entidades para decidir si se trata de una variable que influya en el riesgo de microcrédito.

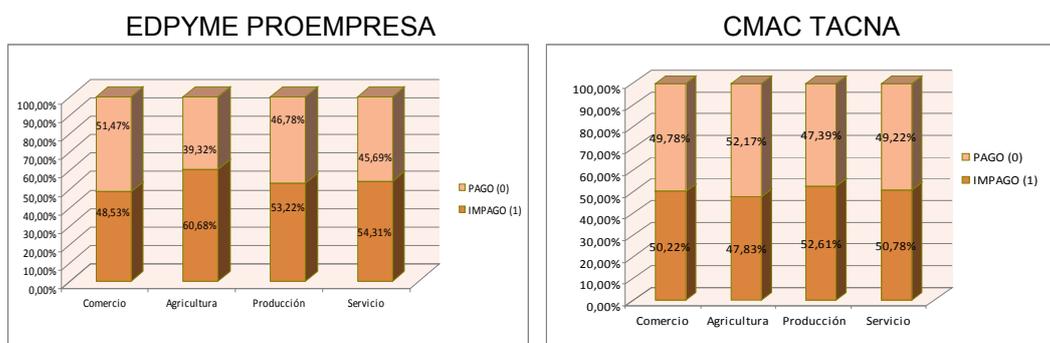


Figura III.15. Comportamiento en el pago según la variable Sector Económico.

Fuente: Elaboración propia.

Tabla III.15. Correlación bivariada de la variable Sector Económico y la variable explicada

EDPYME PROEMPRESA				CMAC TACNA			
Correlaciones				Correlaciones			
		Y	SECTOR			Y	SECTOR
Y	Correlación de Pearson	1	,051**	Y	Correlación de Pearson	1	,010
	Sig. (bilateral)		,000		Sig. (bilateral)		,191
	N	5451	5451		N	16157	16157
SECTOR	Correlación de Pearson	,051**	1	SECTOR	Correlación de Pearson	,010	1
	Sig. (bilateral)	,000			Sig. (bilateral)	,191	
	N	5451	5451		N	16157	16157

** La correlación es significativa al nivel 0,01 (bilateral).

Fuente: Elaboración propia.

- *Destino del Microcrédito*

Cuando en el capítulo primero conceptualizábamos el microcrédito, dejábamos constancia de la finalidad y características que definían su función económica y social. Asimismo, prestábamos especial atención, según su tipología, a que el microcrédito se destinaba al inicio, o en su defecto, al mantenimiento de una actividad económica realizada bajo el ejercicio de una

pequeña o micro empresa. En ambos casos, un microcrédito puede destinarse tanto a la adquisición de un activo fijo, como a la inversión en capital de trabajo⁷.

En la literatura sobre *credit scoring*, viene utilizándose como variable independiente la característica propósito o destino del crédito atendiendo, fundamentalmente, al sector al que se refiere la actividad económica desarrollada [Viganò (1993), Nickell *et al* (2002), Van Gool *et al* (2009), entre otros]. En nuestro caso, habiendo derivado esta característica a la variable *sector económico*, definiremos el destino del microcrédito como una variable categórica en la que, inicialmente, contábamos con tres posibilidades o alternativas. La primera de ellas, la aplicación del microcrédito en la inversión de capital de trabajo. En segundo lugar, el préstamo puede destinarse a la adquisición de activos fijos que, en base al concepto de microcrédito, no sean de elevados importes. En última instancia, puede darse el caso que el microcrédito sea destinado a sendos cometidos, es decir, adquisición de activo fijo e inversión en capital de trabajo. En otro sentido, Bandyopadhyay (2008) da respuesta a esta variable introduciendo una amplia gama de posibilidades en las que puede invertirse el préstamo concedido (tractores, otros vehículos agrarios, investigación y desarrollo, capital de trabajo, regadío, granja, cultivos, etc.)

La figura III.16 nos muestra como vienen distribuidas las carteras de microcréditos según su destino. Destacamos la notoriedad de la utilización de los recursos en inversiones de capital circulante. Ello es debido a que la mayoría de los micronegocios fueron constituidos hacía ya algún tiempo y lo que tratan es de subsistir en un mercado local competitivo. Tal y como apunta la figura III.17, la calidad de la cartera empeora cuando la adquisición de

⁷ El capital de trabajo es el excedente del activo circulante sobre el pasivo circulante, o el importe del activo circulante que ha sido suministrado por los acreedores a largo plazo y por los accionistas. El capital de trabajo es el recurso económico destinado al funcionamiento inicial y permanente del negocio, que cubre el desfase natural entre el flujo de ingresos y gastos; entre los activos circulantes y los pasivos circulantes.

activos se convierte en el destino principal del microcrédito. Parece lógico pensar que los préstamos destinados a la adquisición de activos fijos requieren, en general, cuantías y plazos más elevados y, por tanto, son más susceptibles de impago.

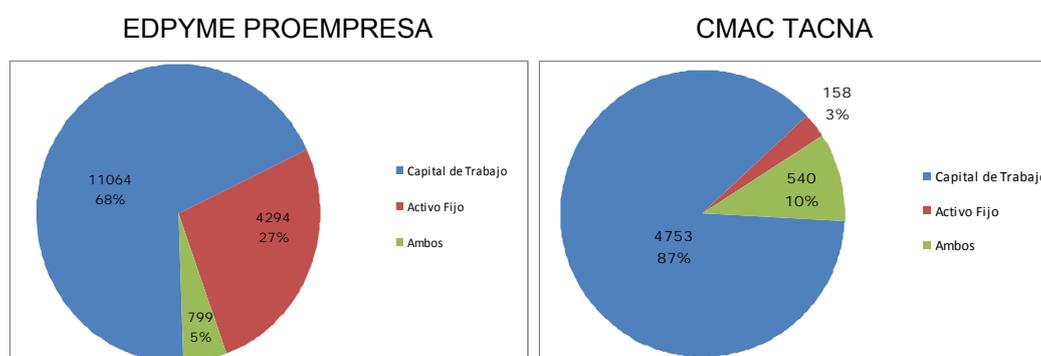


Figura III.16. Distribución de microcréditos según la variable Destino del Microcrédito.

Fuente: Elaboración propia.

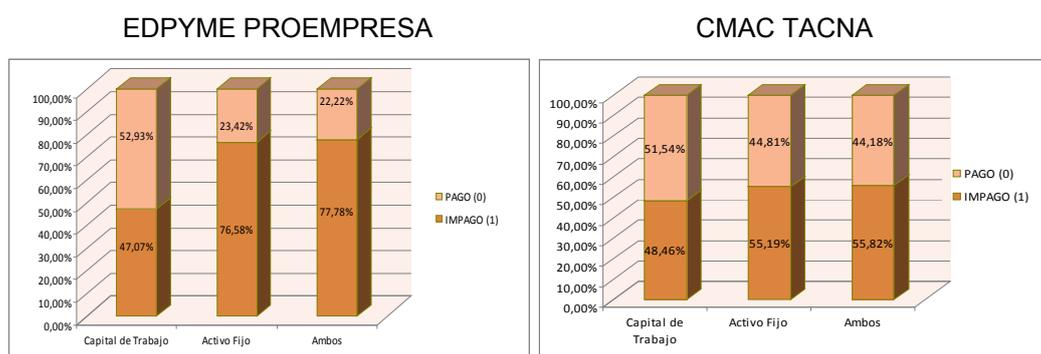


Figura III.17. Comportamiento en el pago según la variable Destino del microcrédito (1).

Fuente: Elaboración propia.

Según lo indicado, y con la intención de simplificar el estudio estadístico, decidimos agrupar las categorías con el objetivo de construir una variable dicotómica donde el análisis exploratorio referido al comportamiento no se viera sustancialmente alterado (figura III.18). Para ello, razonamos que los microcréditos dirigidos al desempeño de las dos funciones consideradas (categoría de ambos) fueran redefinidos en la aplicación final de inversión en activo fijo. Por consiguiente, definimos como variable explicativa una variable *dummy* que adopta el valor de cero (0) para aquellos créditos destinados a la

inversión en capital de trabajo y, por contra, uno (1) para préstamos destinados a la adquisición de activo fijo. Según la clasificación, entendemos que un crédito otorgado para la inversión en capital de trabajo, ha de contribuir a la reducción del riesgo de impago, por lo que proponemos un signo negativo en el estimador al entender que un crédito destinado a la adquisición de un activo fijo implica un mayor riesgo que un crédito destinado a capital de trabajo, debido a que el proceso de recuperación del activo fijo a través de la amortización técnica es más largo en el tiempo.

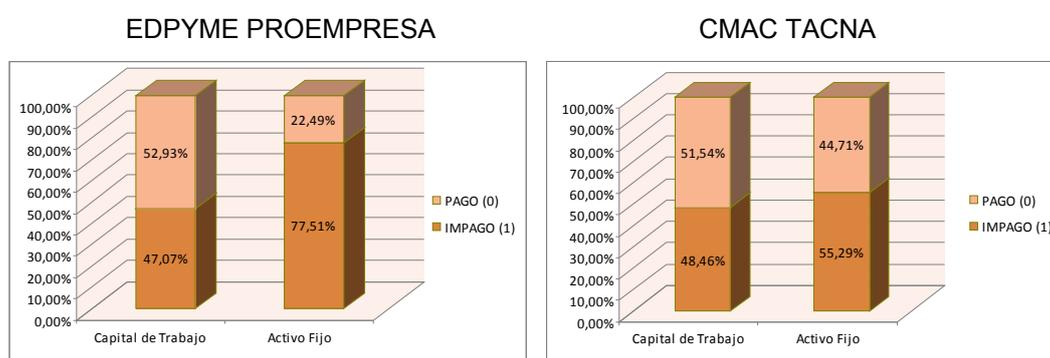


Figura III. 18. Comportamiento en el pago según la variable Destino del microcrédito (2).

Fuente: Elaboración propia.

Por último, en lo que se refiere a la presente variable, nos resta conocer la correlación bivariada con respecto a la variable explicada del estudio. Así, la tabla III.16 nos confirma lo que intuimos en el análisis exploratorio al corroborar la existencia de correlación entre la variable dependiente e independiente.

Tabla III.16. *Correlación bivariada de la variable Destino del Microcrédito y la variable explicada.*

EDPYME PROEMPRESA				CMAC TACNA			
Correlaciones				Correlaciones			
		Y	DEST_CRED			Y	DEST_CRED
Y	Correlación de Pearson	1	,203**	Y	Correlación de Pearson	1	,063**
	Sig. (bilateral)		,000		Sig. (bilateral)		,000
	N	5451	5451		N	16157	16157
DEST_CRED	Correlación de Pearson	,203**	1	DEST_CRED	Correlación de Pearson	,063**	1
	Sig. (bilateral)	,000			Sig. (bilateral)	,000	
	N	5451	5451		N	16157	16157

** .La correlación es significativa al nivel 0,01 (bilateral).

** .La correlación es significativa al nivel 0,01 (bilateral).

Fuente: Elaboración propia.

III.4.3.2. Variables de la revisión de Centrales de Riesgos e historiales de crédito

El segundo estadio de la fase 3 del proceso de evaluación y concesión de un microcrédito hace referencia a la revisión que el analista de crédito realiza sobre el cliente en las Centrales de Riesgos y en los historiales de créditos. Tras la revisión comentada, el analista determina la clasificación del cliente según el comportamiento del cliente en lo que a reembolsos pasados se refiere, a la vez que visualiza el historial de morosidad de éste. Por tanto, procedemos a la explicación de las variables surgidas en este estadio del proceso.

- *Clasificación del Cliente según la SBS*

El registro de un historial de crédito que reúna la mayor información posible que afecte al comportamiento de pago de una deuda por parte del cliente ha de contener información sobre la situación del cliente en el momento de la concesión de un nuevo crédito.

Por escasa que sea la participación de un individuo o pequeña sociedad en un sistema financiero, ésta queda registrada mediante la asignación de un

código, letra o número escalar con una significación basada en la conducta que el sujeto ha tenido en la operación considerada y, que según se desprende del Nuevo Acuerdo de Basilea, constituye una base para la asignación de *Ratings* a cada cliente de forma individual en el marco de la banca minorista. Bajo esta apreciación, el sistema de ratings ha de estar enfocado a la clasificación del cliente y a la operación, conjuntamente.

Hemos podido obtener información relativa a esta variable únicamente para la CMAC de Tacna, considerándose la misma información para la EDPYME Proempresa en una variable similar que comentaremos en el siguiente punto.

En lo que a la normativa de la SBS se refiere, en la resolución N° 808-2003 se dice que un deudor ha de ser clasificado de acuerdo a las siguientes categorías:

- CATEGORÍA NORMAL (0)

Son aquellos deudores que vienen cumpliendo con el pago de sus cuotas de acuerdo a lo convenido o con un atraso de hasta ocho (8) días calendario.

- CATEGORÍA CON PROBLEMAS POTENCIALES (1)

Son aquellos deudores que registran atraso en el pago de sus cuotas de nueve (9) a treinta (30) días calendario.

- CATEGORÍA DEFICIENTE (2)

Son aquellos deudores que registran atraso en el pago de sus cuotas de treinta y uno (31) a sesenta (60) días calendario.

- CATEGORÍA DUDOSO (3)

Son aquellos deudores que registran atraso en el pago de sus cuotas de sesenta y uno (61) a ciento veinte (120) días calendario.

- CATEGORÍA PÉRDIDA (4)

Son aquellos deudores que muestran atraso en el pago de sus cuotas de más de ciento veinte (120) días calendario.

Normalmente, las instituciones de microfinanzas no tienen demasiada conexión de sus historiales de crédito con las Centrales de Riesgos. Este

hecho depende del estado de evolución y consolidación de la organización dentro del sistema financiero. Las CMACs, aun siendo entidades de microfinanzas, mantienen un estado de evolución y afianzamiento financiero superior a las EDPYMEs, por lo que poseen una información más sólida en las Centrales de Riesgos de la SBS.

La figura III.19 establece la distribución muestral atendiendo a la clasificación que acabamos de realizar. Cabe destacar, que para aquellos clientes de los que no se disponga información en los historiales de crédito o Centrales de Riesgos, es decir, que sean nuevos o iniciados en la actividad crediticia, lo más prudente ha sido en calificarlos bajo la asignación de la categoría “Normal”. Teniendo en cuenta que el número de estos prestatarios nuevos no era demasiado elevado, decidimos ubicarlos en esa categoría confiando en el criterio del analista de crédito tras la evaluación e inspección económica y financiera del correspondiente negocio. Como puede apreciarse en la figura III.20 el porcentaje de impagados se va incrementando conforme los clientes se van situando en categorías más arriesgadas bajo el punto de vista de la clasificación según la Superintendencia.

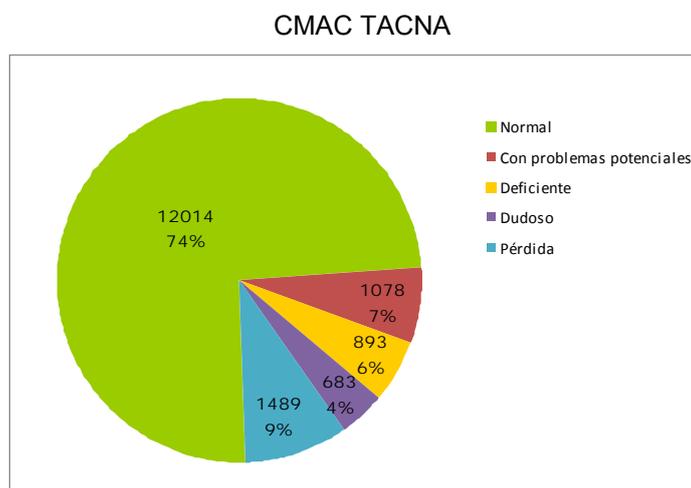


Figura III.19. Distribución de microcréditos según la variable Clasificación del Cliente según la SBS.

Fuente: Elaboración propia.

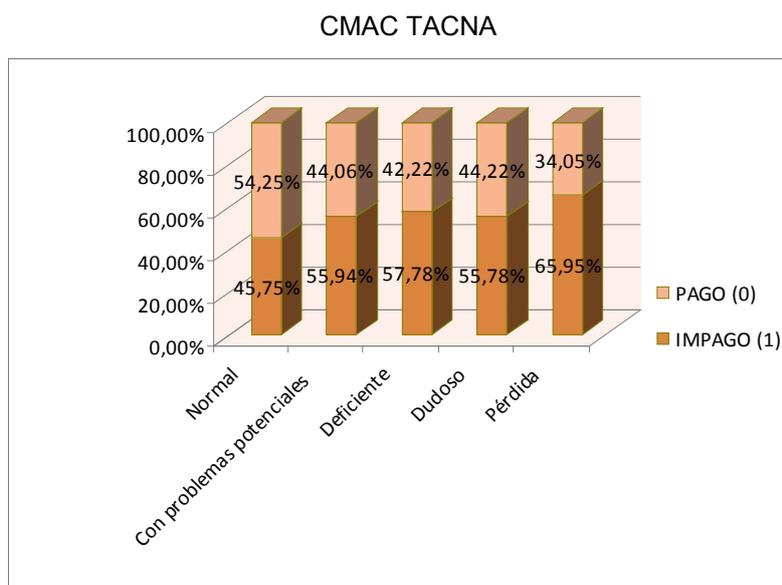


Figura III.20. Comportamiento en el pago según la variable Clasificación del Cliente según la SBS (1).

Fuente: Elaboración propia.

Siguiendo con el mismo criterio aplicado en las variables precedentes en lo que a simplificación de categorías se refiere, agrupamos las categorías convirtiendo la variable definitiva en una variable dicotómica que adopta el valor cero (0) para clientes normales y sin incidencias sobre el riesgo en el sistema financiero, y de uno (1) para clientes que han tenido algún tipo de problema susceptible de riesgo, y cuyo resultado fue el observado en la figura III.21.

La discriminación entre pagadores y no pagadores atendiendo a esta variable, tiene su reflejo estadístico en el análisis univariante entre la variable explicativa y la variable explicada efectuado mediante la prueba de correlación de Pearson (tabla III.17).

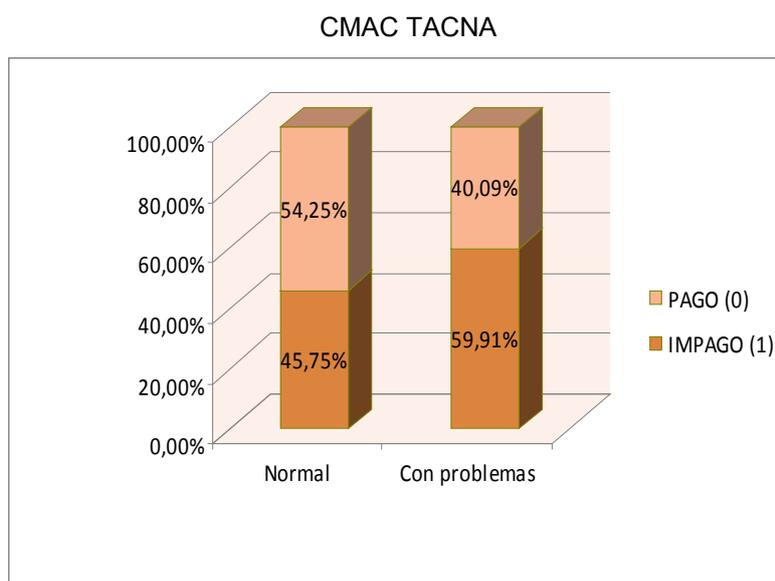


Figura III.21. Comportamiento en el pago según la variable Clasificación del Cliente según la SBS (2).

Fuente: Elaboración propia.

Tabla III.17. Correlación bivariada de la variable Clasificación del Cliente según la SBS y la variable explicada.

CMAC TACNA
Correlaciones

		Y'	CLAS_SBS
Y'	Correlación de Pearson	1	,124**
	Sig. (bilateral)		,000
	N	16157	16157
CLAS_SBS	Correlación de Pearson	,124**	1
	Sig. (bilateral)	,000	
	N	16157	16157

** . La correlación es significativa al nivel 0,01 (bilateral).

Fuente: Elaboración propia.

Para finalizar, debemos indicar que aquellos clientes clasificados con valor de uno (1) en esta variable presuponemos que incorporan una mayor probabilidad de impago a la ecuación final del modelo pretendido por esta investigación y, de ahí, el signo esperado negativo del estimador.

- *Clasificación del Cliente según la IMF*

Con similares características que la anterior variable, la clasificación del cliente según la entidad viene a ser un sustituto de la información que en la EDPYME Proempresa no ha podido ser tomada con garantías. Ante la ausencia de una información completa sobre una clasificación del cliente según parámetros de la SBS, el sistema integrado de información de la entidad de microfinanzas realiza paralelamente una asignación propia de valores sobre el comportamiento del prestatario, en la cual, la clasificación otorgada a cada usuario está realizada en función de dos aspectos fundamentales:

- Sobre un pronóstico basado en la experiencia del prestatario como cliente de la institución en el cumplimiento de créditos anteriores.
- Mediante vínculos con la clasificación otorgada por la SBS.

De este modo, le entidad realiza la asignación de estos valores a partir de una escala de letras que nos informa jerárquicamente de menor a mayor riesgo de incumplimiento de sus obligaciones (figura III.22).

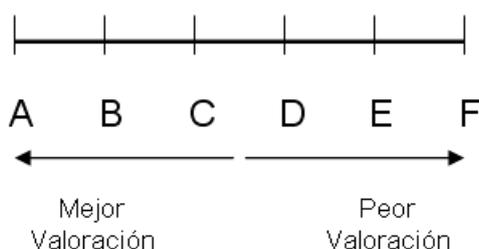


Figura III.22. Clasificación del cliente según la IMF.

Fuente: Elaboración propia.

Según lo indicado, la entidad de microfinanzas establece unos vínculos relacionales entre su propia clasificación y la de la SBS. Los vínculos señalados vienen detallados en la figura III.23, donde observamos que las categorías A y B se corresponden fundamentalmente con los clientes denominados “normales” en la SBS; la categoría C hace referencia a los

clientes “con problemas potenciales” en la Superintendencia; el cliente bajo la calificación de D, muestra un comportamiento similar a los “Deficientes” del organismo que normaliza y supervisa el sistema financiero; la categoría E de la IMF se vincula a los “Dudosos” de la SBS; y, por último, la F de la organización de microfinanzas puede asemejarse a los deudores señalados en “Pérdida” de la segunda clasificación. Sin embargo, hemos de indicar que la EDPYME Proempresa contempla la posibilidad de clientes “nuevos” en su calificación para aquellos deudores que solicitan por primera vez un crédito.

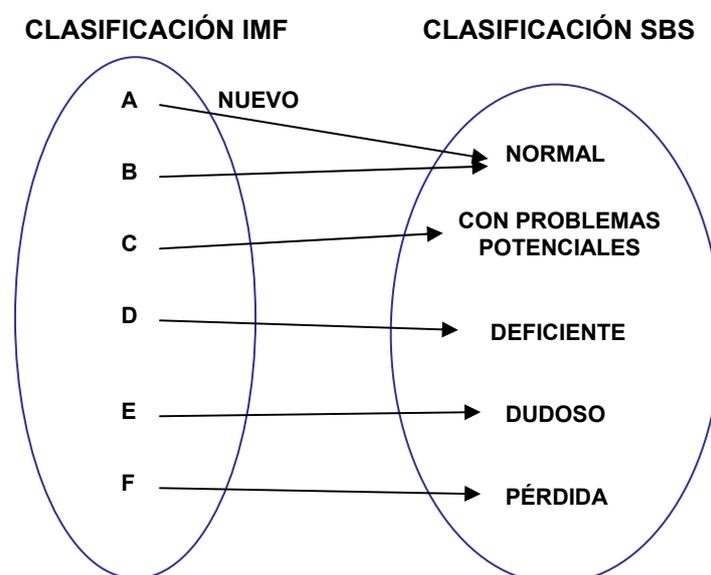


Figura III.23. Vínculo entre clasificaciones IMF y SBS.

Fuente: Elaboración propia.

Acorde con lo planteado por la variable anterior, al igual que por las indicaciones de la EDPYME Proempresa, decidimos catalogar los clientes “nuevos” dentro de la categoría A, hasta que fueran identificando su categoría de pertenencia tras el comportamiento de pago en el primero de sus créditos. A este respecto, puede verse en las figuras III.24 y III.25 la influencia de estos créditos “nuevos” en la evolución del comportamiento de pago en la cartera segmentada a tenor de la presente variable, donde se percibe que una gran cantidad de créditos nuevos fueron erróneamente clasificados en su correcta categoría al no disponerse de información crediticia en los historiales de crédito. Dicho en otras palabras, una vez vencido el primer microcrédito de un

prestatario que se acerca por primera vez a la entidad, éste será reubicado en la categoría que le corresponde según haya procedido al desembolso del primer préstamo concedido. Este problema pudo ser minuciosamente disminuido recatalogando las categorías de la variable politómica, transformándola en una variable dicotómica o dummy que adoptara el valor de cero (0) definido como clientes solicitantes sin problemas reconocidos, y valor de uno (1) para clientes solicitantes con algún tipo de problema pasado en el reembolso de la deuda (figura III.26). En la recodificación, los préstamos pertenecientes a clientes de las categorías A y B se trasladaron al valor cero, mientras que el resto fueron considerados como créditos de potenciales prestatarios a los que se le reconocieron alguna incidencia pasada en el pago de la deuda. Lo observado en esta última figura, se corrobora una vez analizada la correlación entre la variable dependiente y la variable independiente (tabla III.18), donde se percibe una correspondencia entre éstas en relación al fenómeno explicado.

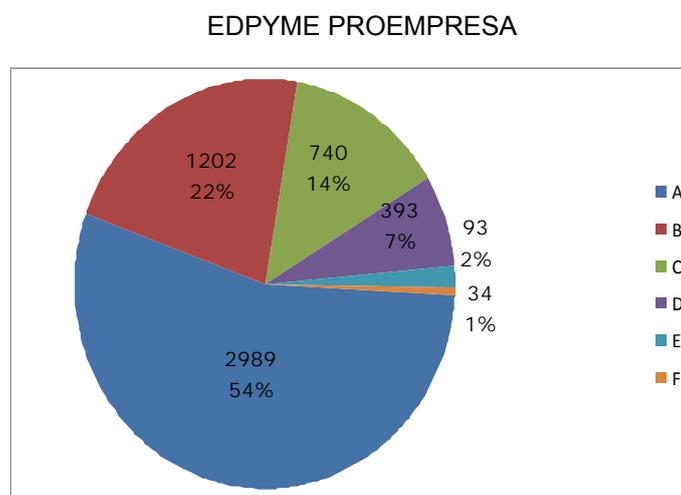


Figura III.24. Distribución de microcréditos según la variable Clasificación del Cliente según la IMF.

Fuente: Elaboración propia.

EDPYME PROEMPRESA

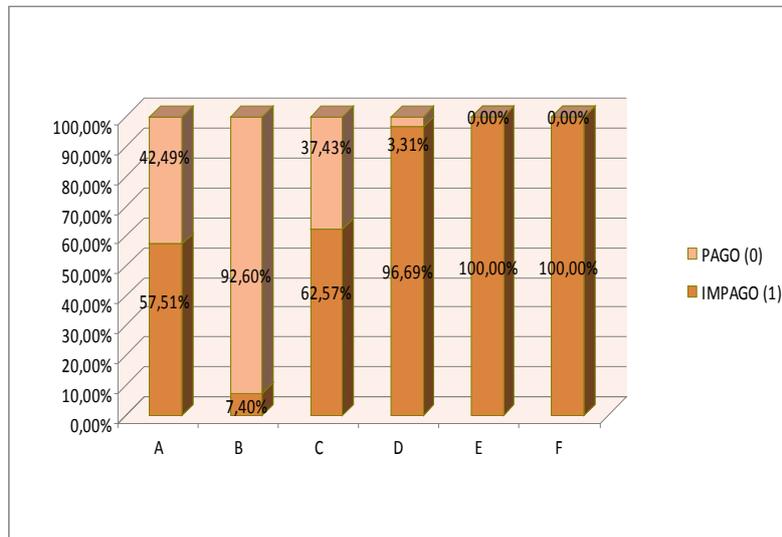


Figura III.25. Comportamiento en el pago según la variable Clasificación del Cliente según la IMF (1).

Fuente: Elaboración propia.

EDPYME PROEMPRESA

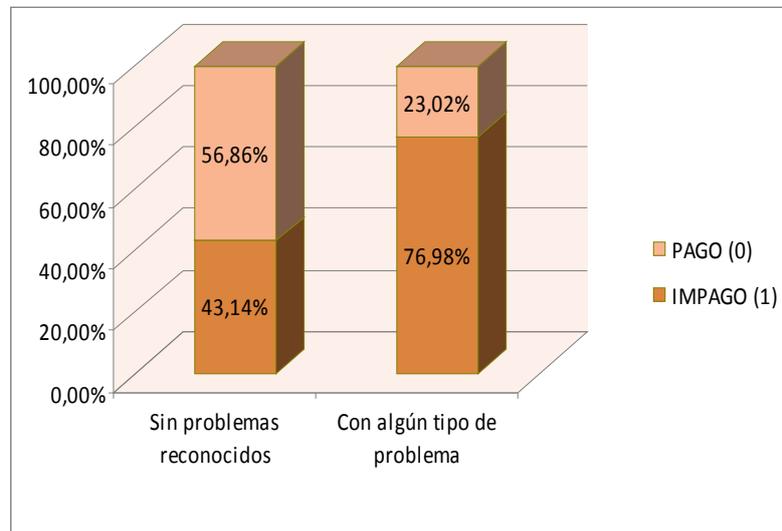


Figura III.26. Comportamiento en el pago según la variable Clasificación del Cliente según la IMF (2).

Fuente: Elaboración propia.

Tabla III.18. *Correlación bivariada de la variable Clasificación del Cliente según la IMF y la variable explicada.*

EDPYME PROEMPRESA

Correlaciones			
		Y	CLAS_ENT
Y	Correlación de Pearson	1	,285**
	Sig. (bilateral)		,000
	N	5451	5451
CLAS_ENT	Correlación de Pearson	,285**	1
	Sig. (bilateral)	,000	
	N	5451	5451

** La correlación es significativa al nivel 0,01 (bilateral).

Fuente: Elaboración propia.

Diseñada la variable, se espera que aquellos prestatarios catalogados como clientes sin problemas reconocidos (0) disminuyan la probabilidad final de impago en el modelo estadístico objeto de la investigación. Parece procedente, en consecuencia, que el signo deseado para el estimador correspondiente sea negativo.

- *Cuotas Totales Pagadas*

Variable indicativa del número de cuotas totales a las que cada cliente se ha tenido que enfrentar para su reembolso desde que es cliente de la institución y que, además, ha resuelto satisfactoriamente. Esta información también es captable en los historiales de crédito de la entidad o en las Centrales de Riesgos de los organismos que rigen el sistema financiero. Respecto a la contribución al riesgo de impago, conviene mencionar que un cliente con mayor número de cuotas, supone que le han sido concedidos, por término medio, un mayor número de créditos, lo que refleja también una mayor experiencia como prestatario. Es por tanto, por lo que esperamos un signo negativo del estimador correspondiente en la aplicación de *credit scoring*.

Es posible que esta característica y la referente al número de créditos concedidos en el pasado nos reporte una información similar y, aunque la correlación univariante respecto a la variable dependiente sea altamente

significativa (tabla III.19), tengamos que aguardar al diseño de la aplicación final de *scoring* para determinar si se presenta el fenómeno de la multicolinealidad entre variables. Si así fuera, procederíamos a suprimir la información duplicada en el estudio planteado.

Tabla III.19. *Correlación bivariada de la variable Cuotas Totales Pagadas y la variable explicada.*

EDPYME PROEMPRESA				CMAC TACNA			
Correlaciones				Correlaciones			
		Y	CUOT_TOT			Y	CUOT_TOT
Y	Correlación de Pearson	1	,091**	Y	Correlación de Pearson	1	,220**
	Sig. (bilateral)		,000		Sig. (bilateral)		,000
	N	5451	5451		N	16157	16157
CUOT_TOT	Correlación de Pearson	,091**	1	CUOT_TOT	Correlación de Pearson	,220**	1
	Sig. (bilateral)	,000			Sig. (bilateral)	,000	
	N	5451	5451		N	16157	16157

** . La correlación es significativa al nivel 0,01 (bilateral).

** . La correlación es significativa al nivel 0,01 (bilateral).

Fuente: Elaboración propia.

- *Cuotas totales morosas*

Los modelos tradicionales propuestos para medir el riesgo de crédito asumen que el comportamiento pasado de la persona física o jurídica que solicita un crédito, marcará el patrón de actuación en el comportamiento futuro. En consecuencia, es de suponer que las variables encargadas de recopilar la conducta de la morosidad serán predictoras de retrasos futuros en el pago. Así, la siguiente variable recoge el número de cuotas atrasadas al pago o reembolso del cliente. Esta información se obtiene nuevamente de los historiales de crédito y Centrales de Riesgo. No cabe duda que un cliente que presente un historial de morosidad con un gran número de cuotas fallidas indicará que éste viene teniendo problemas a la hora de hacer frente a sus obligaciones de pago, con lo que este tipo de cliente tendrá mayor riesgo que otro que presente un número menor de impagos en su historial de morosidad. No estamos de acuerdo con el planteamiento de Schreiner (1999) sobre esta variable, al manifestar que un cliente con un número pasado de retrasos en el pago superior a cuatro, disminuye la probabilidad de impago. Parece

procedente, en consecuencia, esperar un signo positivo en el estimador propio de esta variable, asumiendo que un incremento de ésta incorpora probabilidad de incumplimiento. No obstante, previa consideración de la variable en el modelo final, no parece que tenga demasiada relevancia en la EDPYME Proempresa tras analizar la correlación de Pearson respecto a la variable respuesta (tabla III.20), aunque sí parece tener influencia en la CMAC de Tacna. Solo hacer mención expresa al hecho de que al tener la EDPYME un historial crediticio menos sofisticado que la CMAC, se produce una insuficiencia informativa para algunas características sobre la morosidad.

Tabla III.20. *Correlación bivariada de la variable Cuotas Totales Morosas y la variable explicada.*

EDPYME PROEMPRESA				CMAC TACNA			
Correlaciones				Correlaciones			
		Y	CUOT_MORA			Y	CUOT_MORA
Y	Correlación de Pears	1	-,013	Y	Correlación de Pears	1	,220**
	Sig. (bilateral)		,326		Sig. (bilateral)		,000
	N	5451	5451		N	16157	16157
CUOT_MOR	Correlación de Pears	-,013	1	CUOT_MOR	Correlación de Pears	,220**	1
	Sig. (bilateral)	,326			Sig. (bilateral)	,000	
	N	5451	5451		N	16157	16157

** La correlación es significativa al nivel 0,01 (bilateral).

Fuente: Elaboración propia.

- *Promedio de la Morosidad*

Resulta interesante la importancia que Schreiner (1999) otorga al historial de morosidad cuando propone como variables explicativas en su modelo la duración (en días) del atraso máximo en el crédito previo y el número de cuotas impagadas con anterioridad. Siguiendo al citado autor, en la organización de microfinanzas Proempresa, contábamos con información en su historial crediticio relativa al número de días promedio de la morosidad de cada cliente de la institución. Parece procedente contar con esta información pues consideramos que podría responder al comportamiento habitual de cada cliente respecto a su morosidad. Siguiendo planteamientos similares al análisis de variables anteriores, ha de esperarse un signo positivo en el correspondiente

estimador al entender que una mayor cifra en el promedio de la duración de la morosidad, responde a un cliente con mayores dificultades a la hora de devolver las cuotas del crédito. En efecto, la relación de esta variable con el fenómeno explicado (impago en las cuotas) se manifestó significativa tras el análisis previo univariante realizado (tabla III.21), si bien, hemos de ser cautos en el análisis al disponer de varias características explicativas que reportan información similar sobre el historial de morosidad del cliente.

Tabla III.21. *Correlación bivariada de la variable Promedio de Morosidad y la variable explicada.*

EDPYME PROEMPRESA

Correlaciones

		Y	MEDIA_MORA
Y	Correlación de Pearson	1	,077**
	Sig. (bilateral)		,000
	N	5451	5451
MEDIA_MOR.	Correlación de Pearson	,077**	1
	Sig. (bilateral)	,000	
	N	5451	5451

** La correlación es significativa al nivel 0,01 (bilateral).

Fuente: Elaboración propia.

- *Morosidad Mayor*

En nuestro afán de reunir la mayor información posible relativa al historial de crédito y morosidad, concluimos con una variable representativa del número de días que un cliente se ha encontrado en situación de morosidad. En este sentido, seguimos registrando las variables no cualitativas como variables numéricas con el propósito de que nos pueden aportar una mayor y mejor interpretación del modelo.

Por consiguiente, cabe esperar que aquel solicitante de un microcrédito que presente un historial de crédito con un elevado número de días en la situación de morosidad de duración mayor, tenga más probabilidad de impago futuro, provocando dudas en la institución respecto a la devolución del préstamo. Siendo así, también esperamos un estimador positivo para esta

variable. En relación con lo expuesto, comprobamos que la comentada variable presenta relaciones con la variable dependiente tal y como nos señala la tabla III.22.

Tabla III.22. *Correlación bivariada de la variable Morosidad Mayor y la variable explicada.*

EDPYME PROEMPRESA				CMAC TACNA			
Correlaciones				Correlaciones			
		Y	MORA_MAYOR			Y	MORA_MAYOR
Y	Correlación de Pearson	1	,073**	Y	Correlación de Pearson	1	,371**
	Sig. (bilateral)		,000		Sig. (bilateral)		,000
	N	5451	5451		N	16157	16157
MORA_MAYOR	Correlación de Pearson	,073**	1	MORA_MAYOR	Correlación de Pearson	,371**	1
	Sig. (bilateral)	,000			Sig. (bilateral)	,000	
	N	5451	5451		N	16157	16157

** . La correlación es significativa al nivel 0,01 (bilateral).

** . La correlación es significativa al nivel 0,01 (bilateral).

Fuente: Elaboración propia.

III.4.3.3. Variables de la inspección económica y financiera de la microempresa

Para concluir la exposición de las variables consideradas en la tercera fase del proceso de evaluación y concesión de un microcrédito, abordamos el estadio de la inspección económica y financiera de la microempresa, así como las variables que surgen de éste.

La fase termina cuando el analista de crédito se dirige a la microempresa (en numerosos casos, la microempresa tiene su sede en el hogar del cliente) para realizar una inspección visual sobre la situación económica y financiera del cliente y de su pequeño negocio. En una primera instancia, el analista de crédito termina de formalizar los datos personales relativos al cliente, recabando información sobre el género, edad, estado civil y situación laboral de éste. En segunda instancia, el analista de crédito procede a valorar tanto los bienes y derechos, como las obligaciones del hogar o microempresa encargada de la realización de la actividad económica determinada. Por consiguiente, de la mencionada valoración, el analista de crédito se encuentra en disposición de

registrar información útil para la construcción de algunos ratios económicos y financieros contrastados por la literatura especializada sobre *credit scoring*. De acuerdo con esto, en lo que sigue, procedemos a la explicación de las variables influyentes en esta fase del proceso.

- *Género*

Johnson y Kidder (1999) argumentan que es poco usual que el diseño y elaboración de productos financieros por parte de las entidades financieras tengan en cuenta el género del público objetivo al que pueda ir dirigido. Asimismo, Vonderlack y Schreiner (2002) asienten que, a pesar de que existe una creencia en la que las microfinanzas ayudan a las mujeres, en sus inicios, pocas IMFs han desarrollado aplicaciones concretas para satisfacer las distintas demandas de las mujeres de escasos recursos por servicios de ahorro.

Esto no quiere decir que ésta sea una variable francamente relevante para nuestro estudio, pues en la práctica del negocio microfinanciero y en la evaluación del comportamiento de pago de los clientes, existe una serie de principios generalmente aceptados:

- Las mujeres al igual que los hombres, buscan un crédito en las mejores condiciones según plazos y tipos de interés.
- Las mujeres principalmente realizan las tareas del hogar. Disponen de una menor autonomía económica y limitado acceso a la educación. En palabras de Yunus (1999), *“ninguna mujer si se encuentra con dinero extra en el bolsillo se va sola al bar a celebrarlo con unas amigas y a emborracharse. En cambio, los hombres a menudo lo hacen.”*
- Las mujeres tratan de incrementar las posibilidades de supervivencia realizando pequeñas actividades económicas relacionadas con las tareas del hogar.

- Las mujeres tienen una mayor responsabilidad familiar, hecho que se traslada al comportamiento de pago de cualquier crédito.
- Más de la mitad de clientes de las microfinanzas son mujeres.

Teniendo en cuenta estos aspectos, así como la experiencia en las microfinanzas, se acepta la idea de que las mujeres puedan aportar un factor de riesgo menor que los hombres. Las mujeres suelen mantener una mayor proporción de créditos en una entidad de microfinanzas pues la literatura especializada dice que el género femenino atiende mucho mejor al pago de la deuda. De ahí, la importancia de esta variable para estimar el riesgo de crédito de una institución de microfinanzas.

En nuestro estudio, la distribución de los casos en función del género del prestatario se observa en la figura III.27.

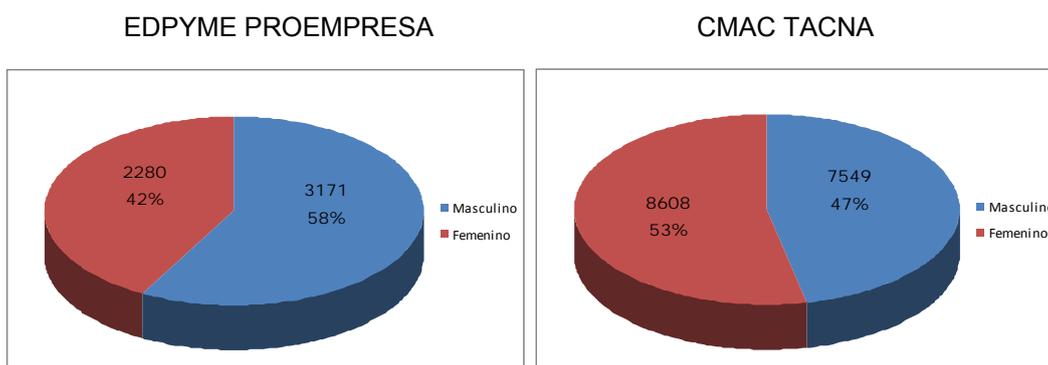


Figura III.27. Distribución de microcréditos según la variable Género.

Fuente: Elaboración propia.

Por su parte, la figura III.28 muestra el comportamiento de pago o impago, según fue definida la variable independiente o explicada atendiendo al género del prestatario.

A la vista de esta última figura, no podemos corroborar la teoría de que las mujeres son mejores pagadoras que los hombres, pues a pesar de no existir demasiada diferencia entre ambos géneros, los datos indican que en ambas entidades, el género femenino deja de atender al pago unos puntos

porcentuales más que el masculino, justo al contrario de lo que refiere la literatura.

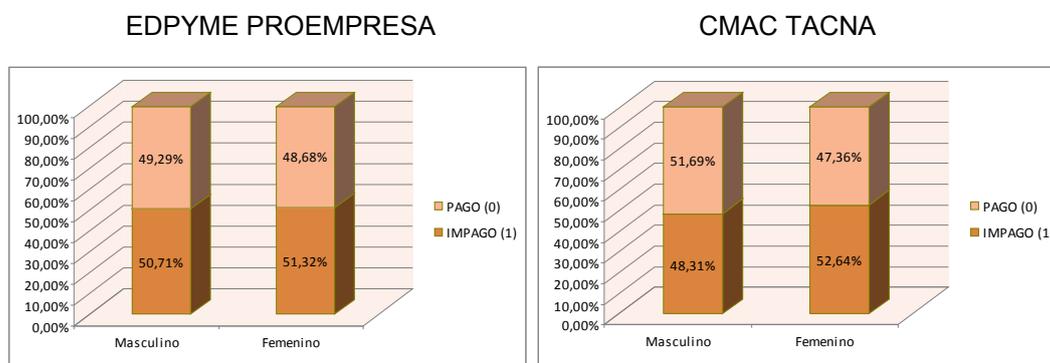


Figura III.28. Comportamiento en el pago según la variable Género.

Fuente: Elaboración propia.

En el modelo que pretendemos construir, esta información se traduce en una variable cualitativa dicotómica (*dummy*) que toma valor uno (1) para aquellos casos en los que el crédito haya sido solicitado por una persona física de sexo femenino y valor cero (0) cuando es solicitado por persona física de sexo masculino.

El análisis univariante de la presente variable con la explicada queda basado en una correlación bivariada tal y como se muestra en la tabla III.23.

Tabla III.23. Correlación bivariada de la variable Género y la variable explicada.

EDPYME PROEMPRESA				CMAC TACNA			
Correlaciones				Correlaciones			
		Y	SEXO			Y	SEXO
Y	Correlación de Pearson	1	-,006	Y	Correlación de Pearson	1	,043**
	Sig. (bilateral)		,659		Sig. (bilateral)		,000
	N	5451	5451		N	16157	16157
SEXO	Correlación de Pearson	-,006	1	SEXO	Correlación de Pearson	,043**	1
	Sig. (bilateral)	,659			Sig. (bilateral)	,000	
	N	5451	5451		N	16157	16157

** La correlación es significativa al nivel 0,01

Fuente: Elaboración propia.

A la vista de estos resultados, resaltamos la existencia de una correlación inicial entre la variable dependiente y la característica Género para la IMF de Tacna, no siendo así para la entidad Proempresa. En cualquiera de los casos, hemos de ser cautelosos a la hora de desechar variables que, a priori, no muestren una fuerte correlación con la dependiente, pues en combinación con otras en un modelo global, pueden llegar a aportar información a dicho modelo.

Siguiendo con la cautela, prestaremos especial atención a los signos de los estimadores de cada variable considerada en el modelo final, de tal modo que reflejen con fidelidad la situación sobre la aportación o no al riesgo de impago del cliente definido en la variable explicada. En este sentido, atendiendo a lo manifestado por la literatura especializada, el signo esperado del estimador en un futuro modelo estadístico ha de ser negativo.

- *Edad*

Definimos esta variable como el número de años que el prestatario tiene en el momento de presentar la solicitud del crédito. Se trata de una variable muy contrastada por la literatura en modelos de *credit scoring* en entidades bancarias donde, habitualmente, se emplea como una variable continua. Green (1993) define la variable Edad como los años completos más las doceavas partes de año cumplidas por el prestatario. La idea del autor fue la de ajustar la exactitud en el dato. En esta línea, nuestra variable está diseñada numéricamente con dos decimales indicativos del número de meses a añadir al último año completo cumplido.

La tabla III.24 nos muestra la correlación de ésta con la variable dependiente. Nuevamente, observamos que la variable tiene cierta correlación en la cartera crediticia de la CMAC de Tacna, no siendo así para la de Proempresa.

Tabla III.24. *Correlación bivariada de la variable Edad y la variable explicada.*

EDPYME PROEMPRESA				CMAC TACNA			
Correlaciones				Correlaciones			
		Y	EDAD			Y	EDAD
Y	Correlación de Pearson	1	,022	Y	Correlación de Pearson	1	,076**
	Sig. (bilateral)		,112		Sig. (bilateral)		,000
	N	5451	5451		N	16157	16157
EDAD	Correlación de Pearson	,022	1	EDAD	Correlación de Pearson	,076**	1
	Sig. (bilateral)	,112			Sig. (bilateral)	,000	
	N	5451	5451		N	16157	16157

** La correlación es significativa al nivel 0,01

Fuente: Elaboración propia.

Sobre esta característica, se espera un signo positivo del estimador, pues entendemos que un cliente de menor edad posee mas capacidad en su actividad empresarial y laboral futura que un cliente de avanzada edad y, por tanto, también creemos que queda reflejado en el pago de sus deudas con la entidad de microfinanzas.

- *Estado Civil*

En capítulos anteriores hemos dejado constancia de la importancia de las microfinanzas en el desarrollo de programas de financiación a microempresas familiares, clientes más numerosos de las operaciones de microcrédito de las IMFs, con el objetivo de incrementar los niveles de productividad y competitividad de la economía familiar. Por otra parte, Schreiner (2009), para la entrada de datos en la consecución de un índice de calificación de pobreza, toma referencias e información sobre el estado actual de los bienes pertenecientes al hogar del sujeto calificado. Esta conexión entre la actividad empresarial y la unidad familiar, supone la existencia de una relación directa entre el riesgo de impago y el estado civil del cliente del microcrédito.

El estado civil del prestatario, al igual que las dos variables anteriores (género y edad), también constituye una característica o variable compartida

por las dos entidades objeto de nuestro estudio, de la cual obtuvimos información cuando adquirimos los historiales de crédito. Para ambas instituciones, los clientes se clasificarán en cinco categorías, según su estado civil en el momento de la solicitud del microcrédito. Éstas son:

- ◇ Soltero
- ◇ Casado
- ◇ Viudo
- ◇ Conviviente
- ◇ Divorciado

La figura III.29 establece la distribución muestral atendiendo a la variable estado civil. En ella resaltamos que los clientes vienen agrupándose en su mayoría en dos conjuntos, solteros y casados. Seguidamente, la figura III.30 recoge la proporción de créditos pagados frente a impagados a vencimiento del microcrédito discriminados por el estado civil.

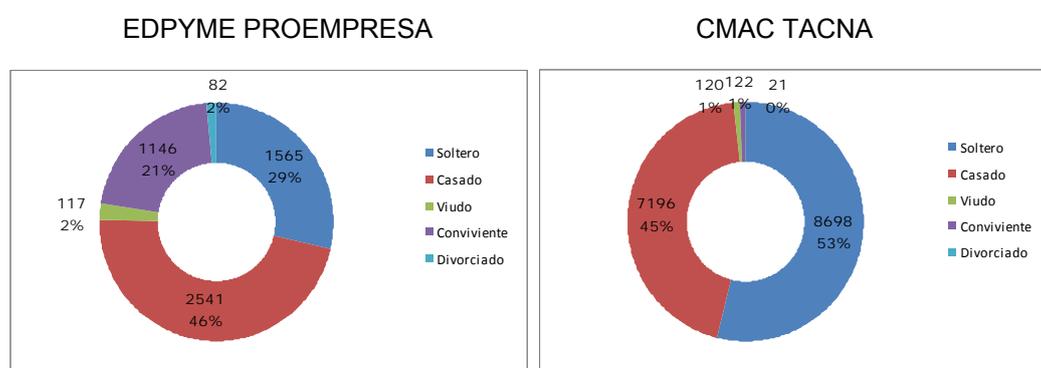


Figura III.29. Distribución de microcréditos según la variable Estado Civil.

Fuente: Elaboración propia.

Boyes, Hoofman y Low (1989) analizaron la inclusión de variables socio-demográficas en los modelos de *credit scoring*. Estos autores introdujeron esta característica mediante una variable dicotómica con un significado de casado frente a soltero. Siguiendo esta clasificación y con la objeto de simplificar el estudio, hemos transformado la variable que previamente podría ser politómica en otra dicotómica con valor de cero (0) para aquellos clientes que no fueran

responsables de una unidad familiar (solteros), y valor uno (1) para aquellos clientes que estuvieran o hubieran estado al frente de una unidad familiar. En este último conjunto, agrupamos a todos aquellos prestatarios que en el momento de la solicitud del microcrédito presentasen un estado civil de casado, viudo, conviviente y divorciado. Los resultados de esta transformación pueden ser contemplados en la figura III.31, donde para el caso de la EDPYME no se advierten diferencias significativas entre el pago o impago por el hecho de pertenecer a cualquiera de los dos grupos, pero, sin embargo, en la CMAC si puede verse que los clientes responsables de una unidad familiar son ligeramente mejores pagadores que los que no tienen esa situación.

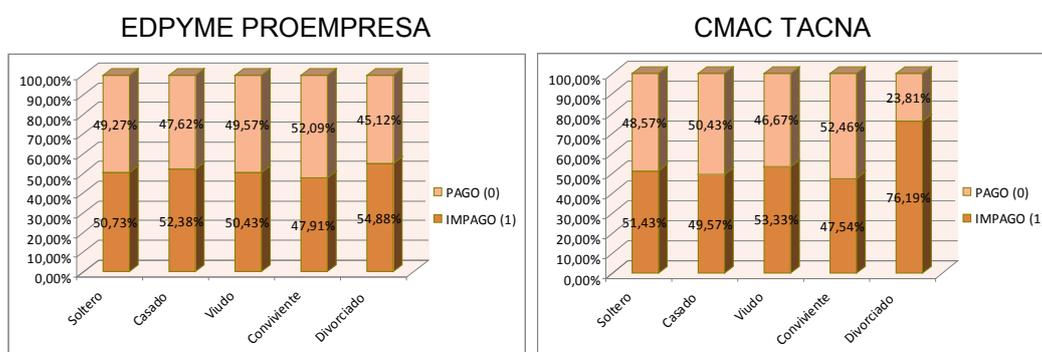


Figura III.30. Comportamiento en el pago según la variable Estado Civil (1).

Fuente: Elaboración propia.

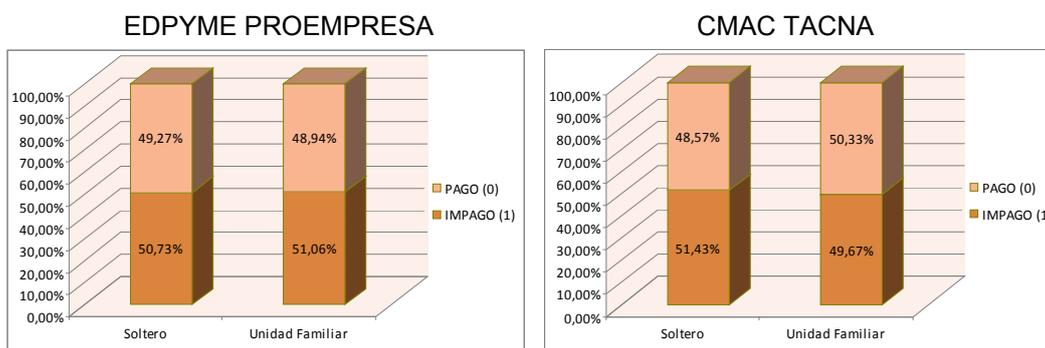


Figura III.31. Comportamiento en el pago según la variable Estado Civil (2).

Fuente: Elaboración propia.

El análisis univariante para esta variable (tabla III.25) indica que para Proempresa no existe relación significativa de esta variable con la explicada, mientras que para la CMAC de Tacna se observa cierta relación estadística entre ambas.

Tabla III.25. *Correlación bivariada de la variable Estado Civil y la variable explicada.*

EDPYME PROEMPRESA				CMAC TACNA			
Correlaciones				Correlaciones			
		Y	E_CIVIL			Y	E_CIVIL
Y	Correlación de Pearson	1	,003	Y	Correlación de Pearson	1	-,017*
	Sig. (bilateral)		,831		Sig. (bilateral)		,026
	N	5451	5451		N	16157	16157
E_CIVIL	Correlación de Pearson	,003	1	E_CIVIL	Correlación de Pearson	-,017*	1
	Sig. (bilateral)	,831			Sig. (bilateral)	,026	
	N	5451	5451		N	16157	16157

*. La correlación es significativa al nivel 0,05 (bilateral).

Fuente: Elaboración propia.

Por tanto, se espera que la aportación al riesgo de los clientes con estado civil de soltero sea mayor que los clientes pertenecientes al grupo de los que asumen la responsabilidad de una unidad familiar, pues la carga familiar y del hogar de estos últimos hace que, por lo general, se traslade a un mejor comportamiento de pago de las deudas. Es por tanto, por lo que el signo esperado del estimador estadístico sea positivo (es decir, cuando el cliente es soltero).

- *Situación Laboral*

El microcrédito tiene como objetivo financiar la creación o mantenimiento de una actividad económica por parte de una microempresa. Un préstamo de estas características es solicitado por un potencial cliente que, bien posee o esté a cargo de una microempresa, o bien pueda iniciar una actividad económica. Así lo contempla Viganò (1993) al introducir en su modelo de *scoring* la consideración de empresa de reciente creación en una de sus variables. En el primero de los casos, el destino de ese crédito será para el mantenimiento o expansión de la actividad ya existente, mientras que en el

segundo caso, el microcrédito se destina a financiar la adquisición de activos fijos e inventariables de pequeña cuantía o valor y a dotarse de un capital circulante necesario para emprender la actividad económica.

Por tanto, hay que establecer una variable dicotómica con un valor cero (0) para aquellos clientes que trabajan por cuenta propia o, dicho de otra forma, que son propietarios de una pequeña microempresa, y valor uno (1) para aquellos prestatarios que, a pesar de trabajar por cuenta ajena, su principal renta de trabajo proviene de otra empresa y se les plantea la posibilidad de comenzar una nueva actividad económica con un micronegocio propio.

La situación laboral del prestatario, aún dependiendo de la existencia de datos en los historiales de créditos, es una variable a tener en cuenta en los modelos de *scoring*, según se aprecia en la literatura especializada. Dinh y Kleimeier (2007) la consideran en su modelo de *scoring* para una entidad financiera minorista del Vietnam, aunque tuvieron que descartarla para el estudio final estadístico al disponer de poca información muestral. Esta si fue incluida por Van Gool *et al* (2009), que distinguían entre aquellos propietarios de microempresas registradas frente a los que no tenían registro empresarial, bien por no haber legalizado el negocio, o bien por trabajar por cuenta ajena.

En nuestra experiencia, disponemos de información escasa aunque relevante sobre clientes que, aún trabajando por cuenta ajena, desean comenzar con una actividad productiva (figura III.32). De estas escasas pero, representativas submuestras, su análisis exploratorio nos indica que en el sector de clientes que trabajan por cuenta ajena existe una mayor concentración de impagados, hecho que se acentúa con mayor fuerza en la cartera crediticia de la EDPYME Proempresa (figura III.33).

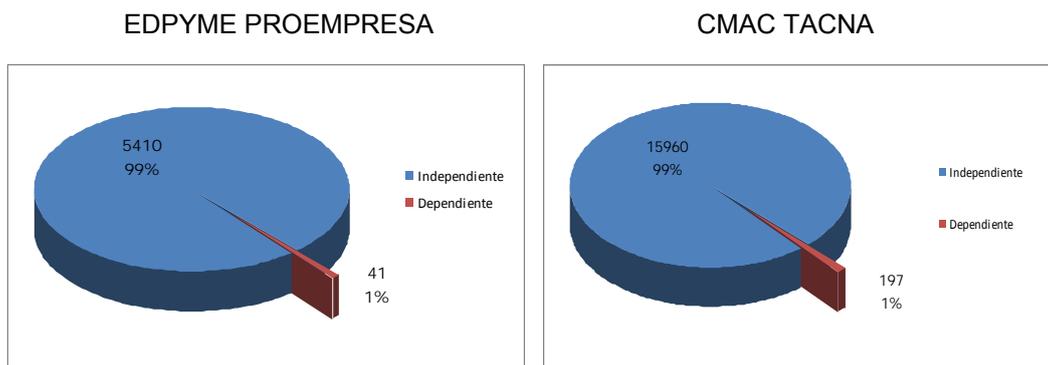


Figura III.32. Distribución de microcréditos según la variable Situación Laboral.

Fuente: Elaboración propia.

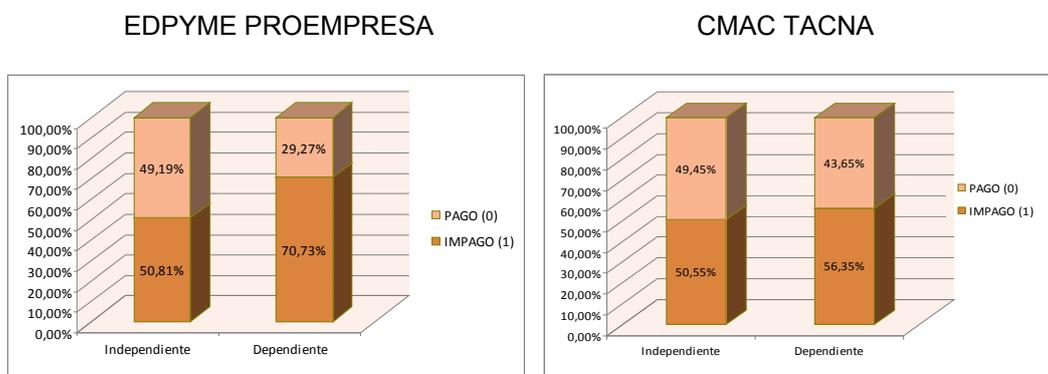


Figura III.33. Comportamiento en el pago según la variable Situación Laboral.

Fuente: Elaboración propia.

Respecto a la correlación bivariada (tabla III.26), detectamos una relación estadísticamente significativa entre las variables dependiente e independiente para la EDPYME con un nivel de confianza del 95 por ciento, a pesar del escaso tamaño de la submuestra que corresponde al grupo de los clientes que no poseen negocio propio en el momento de la solicitud de microcrédito. No ocurre así para la CMAC, donde a pesar de registrar un mayor porcentaje de impagos en el grupo referido, el pequeño tamaño de éste sugiere que no sea suficiente para establecer una correlación con la variable respuesta.

Tabla III.26. Correlación bivariada de la variable Situación Laboral y la variable explicada.

EDPYME PROEMPRESA				CMAC TACNA			
Correlaciones				Correlaciones			
		Y	SIT_LAB			Y	SIT_LAB
Y	Correlación de Pearson	1	,034*	Y	Correlación de Pearson	1	-,013
	Sig. (bilateral)		,011		Sig. (bilateral)		,106
	N	5451	5451		N	16157	16157
SIT_LAB	Correlación de Pearson	,034*	1	SIT_LAB	Correlación de Pearson	-,013	1
	Sig. (bilateral)	,011			Sig. (bilateral)	,106	
	N	5451	5451		N	16157	16157

*. La correlación es significativa al nivel 0,05 (bilateral).

Fuente: Elaboración propia.

Respecto a la identificación del grupo que aporta un mayor riesgo a la probabilidad de que un microcrédito sea impagado, coincidimos en los resultados alcanzados por Van Gool *et al* (2009), donde, a pesar de no ser significativa esta variable, obtuvieron un signo del estimador acorde con la idea indicada, la cual establece que los clientes que lleven a cabo la actividad económica ya consolidada mediante la gestión de un micronegocio tienen una menor probabilidad de incurrir en impago que los clientes que obtienen un microcrédito para la creación de una microempresa por una nueva idea surgida. A esto hemos de añadir que los prestatarios que trabajan por cuenta ajena y plantean un nuevo negocio acarrearán una incertidumbre mayor sobre el funcionamiento futuro de la actividad que pretenden realizar y, a la vez, una menor experiencia como prestatario. Por tanto, puede concluirse que un signo negativo del estimador debe ser relevante para la inclusión de esta variable en el modelo final, siempre y cuando ésta resulte ser significativa.

- *Ratios Económico-Financieros*

En todas las aplicaciones de modelos de *credit scoring*, las variables utilizadas para el análisis han sido cambiantes según el tipo de cartera analizada. Tras sugerir diferencias entre los modelos de *scoring* para grandes

corporaciones y de carteras retail (individuos y Pymes)⁸, no cabe duda de que la información en los historiales de créditos ha de ser recogida y tratada de forma diferente. A ello hemos de unirle todas las limitaciones comentadas en la elaboración de modelos de medición del riesgo de crédito para IMFs, donde dejamos claro que el principal problema o limitación la encontrábamos en la consecución de una base de datos idónea a partir de un historial de crédito limitado.

Las aplicaciones de modelos de *scoring* en carteras de créditos concedidos a grandes empresas han tenido y tienen un uso común de variables formuladas bajo ratios económicos y financieros extraídos de los estados contables. El resto de variables se han elaborado a partir de información cualitativa acerca de la dirección, el sector económico, proyecciones de flujos de fondos, etc.

Desde la Z-Score de Altman (1968), la predicción de insolvencia financiera y la predicción de impago de créditos y otras deudas, incluyendo ratios contruidos a partir de los estados financieros en las variables explicativas, han tenido un gran interés a nivel teórico y práctico en el ámbito financiero. Así, muy próximo en el tiempo a la publicación del modelo de Altman, Orgler (1970) en su modelo de *credit scoring* para préstamos comerciales utiliza un extenso número de ratios financieros agrupados en cuatro grandes bloques: ratios sobre liquidez, rentabilidad, apalancamiento y actividad. Desde este instante, la práctica totalidad de aplicaciones de *scoring* para las grandes corporaciones consideran la utilización de ratios financieros en la explicación del fenómeno de impago de las deudas.

Con el propósito de agregar la mayor información económica y financiera, y siguiendo con la filosofía de los modelos de *credit scoring* para entidades financieras en lo que a variables se refiere, nos planteamos incorporar al estudio un aceptable y relevante número de ratios, con la intención de abarcar la mayor cantidad posible de información económica y

⁸ Véase Capítulo II.

financiera del prestatario de un microcrédito. A pesar de todo, la limitación de escasez de información financiera se hizo palpable en nuestras dos carteras. Para la construcción de ratios recopilamos la información disponible de los clientes, y la adaptamos a los modelos tradicionales de balance y cuenta de pérdidas y ganancias. El resultado de esta acción es el que presentamos en la tabla III.27 para la cartera de créditos de la EDPYME Proempresa y la tabla III.28 para la cartera de la CMAC de Tacna. Puede observarse que, a pesar de contar con una escasa información de balance y de cuenta de pérdidas y ganancias, obtuvimos ratios de liquidez, rentabilidad, patrimonio e, incluso, de apalancamiento.

Tabla III.27. *Micro-Balance y Micro-Cuenta de Pérdidas y Ganancias de los clientes de la EDPYME Proempresa*⁹.

MICRO BALANCE

ACTIVO		PATRIMONIO
		PASIVO

MICRO CUENTA DE PÉRDIDAS Y GANANCIAS

GASTOS		INGRESOS	
Coste de la mercadería		Ingresos por Ventas	
UTILIDAD BRUTA (+)		UTILIDAD BRUTA (-)	
Coste operativo ¹⁰			
UTILIDAD NETA (+)		UTILIDAD NETA (-)	

Fuente: Elaboración propia.

El ratio de liquidez se confecciona al disponer de información sobre la “capacidad de pago”. Según la normativa de la SBS de Perú¹¹, “*Para evaluar el otorgamiento de créditos MES, de consumo e hipotecario para vivienda, se analizará la capacidad de pago en base a los ingresos del solicitante, su*

⁹ Las partidas presentadas son de las que disponemos información en nuestro original historial de crédito.

¹⁰ La partida de “Coste Operativo” recoge las cargas fijas, gastos generales y costes administrativos.

¹¹ Resolución SBS N° 808 - 2003

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 otras empresas del sistema financiero". La capacidad de pago fue tomada como un dato que ingresa el analista de crédito. Esta cifra certifica la cantidad de liquidez que tiene el cliente para hacer frente al pago del crédito en concreto. Hace referencia al montante efectivo disponible y destinado a la cancelación de deudas. Salgado (2006) nos indica que el proceso de cálculo de la capacidad de pago por parte del analista ha de tener en cuenta los siguientes aspectos:

- ◇ Utilizar registros (si los tiene), solo si son fiables.
- ◇ Estructurar balance.
- ◇ Determinar estructura de costos y gastos (fijos y variables).
- ◇ Carga financiera (tiene o ha tenido créditos).
- ◇ Si tiene, debería haber pagado más del 25% de los créditos.
- ◇ Si ha tenido, ¿cómo los pago? (de preferencia pedir estado de cuenta).
- ◇ No olvidarse de la incidencia del ciclo económico del negocio.
- ◇ Investigar a fondo el probable destino del crédito.
- ◇ Fijar plazo y frecuencia de pago adecuado.
- ◇ Tener en cuenta, que en la mayoría de los casos se evalúan negocios o empresas en marcha (con un tiempo mínimo de funcionamiento) que ya cuentan con capital de trabajo.
- ◇ No omitir la mención de los riesgos en el comentario escrito de la evaluación.
- ◇ Escalonar el montante del préstamo (en otras tecnologías crediticias la cantidad del siguiente crédito es variable y siempre en base a la capacidad de pago del cliente).
- ◇ Precisar gastos familiares.
- ◇ Otros gastos.

Por otro lado, la información económica y financiera disponible en el historial crediticio de la CMAC de Tacna (tabla III.28) nos obliga a tener que

diseñar una estrategia diferente en la formulación de ratios a utilizar como variables.

Tabla III.28. *Micro-Balance y Micro-Cuenta de Pérdidas y Ganancias de los clientes de la CMAC de Tacna.*

MICRO BALANCE

ACTIVO		PASIVO	
1. ACTIVO CIRCULANTE		MONTO APROBADO + PROVEEDORES	
1.a. Disponible (Tesorería)			
1.b. Cuentas por cobrar (Clientes)			
1.c. Inventario (Existencias)			
2. ACTIVO FIJO			
ACTIVO TOTAL			

MICRO CUENTA DE PÉRDIDAS Y GANANCIAS

GASTOS		INGRESOS	
Coste de la mercadería		Ingresos por Ventas	
UTILIDAD BRUTA (+)		UTILIDAD BRUTA (-)	
Gastos del Negocio ¹²			
UTILIDAD NETA (+)		UTILIDAD NETA (-)	

Fuente: Elaboración propia.

Como puede apreciarse, los micro estados financieros registrados en el historial de crédito de la CMAC ofrecen la posibilidad de explicar la predisposición al pago atendiendo a la fortaleza de la estructura económica del cliente. Quiere decirse, pues, que el desarrollo de ratios a contemplar como variables explicativas irán enfocados al análisis de aquellos bienes y derechos económicos con los que el cliente puede hacer frente a las deudas contraídas. Por su parte, ante la ausencia de datos sobre la estructura financiera (patrimonio neto y pasivo) del prestatario, hemos considerado oportuno tomar

¹² La partida de “Gastos del Negocio” recoge las cargas fijas, gastos generales y costes administrativos.

la deuda referida por el préstamo solicitado¹³ con el objetivo de construir ratios que contengan información financiera donde, aún conociendo que el cliente pueda haber contraído otras obligaciones crediticias, permita completar y añadir información sobre el riesgo de impago. También en la estructura financiera disponemos de información sobre las obligaciones de pago que cada cliente mantiene con sus proveedores, cifra que podremos tener en cuenta en alguno de los ratios.

A la vista de lo expuesto, hemos de señalar que, fruto de las limitaciones en la preparación de un estudio de *credit scoring* para IMFs y, sobre todo, en materia de escasez de información económica y financiera en los historiales de créditos, resulta imposible tomar los mismos ratios para las dos entidades analizadas, quedando además el número de éstos reducido a la hora de albergar la mayor información económica de los prestatarios de la entidad. En cualquiera de las entidades, acorde con la literatura relativa a modelos de *credit scoring*, hemos pretendido recoger ratios de patrimonio, productividad, liquidez, solvencia y rentabilidad. Con este objetivo, hemos consultado manuales de análisis de estados financieros y otros documentos de los principales ratios [Banegas *et al* (2005); Sanz (2002); Wild *et al* (2007)].

Ratios económico-financieros de la EDPYME Proempresa

Por consiguiente, se calcularon una serie de ratios que representaran la realidad económica y financiera de los clientes de la institución Proempresa, captada por los oficiales o analistas de crédito en las visitas realizadas al hogar o micronegocios del prestatario. Así, con la información disponible en el historial de crédito de esta IMF, construimos los siguientes ratios:

- R₁. ROTACIÓN DE ACTIVOS:
$$\frac{\text{INGRESOS POR VENTAS}}{\text{TOTAL ACTIVO}}$$

El presente ratio, indica el número de veces que los ingresos superan las ventas del cliente. Es una variable numérica en la que

¹³ Cotler, P. y Rodríguez-Oreggia, E. Op. cit. pág. 158

cuanto mayor sea el valor de la misma, menor ha de ser la probabilidad de impago. Así, el signo esperado del parámetro estimado en el modelo de *credit scoring* será aceptado siempre y cuando éste sea negativo.

- R₂. PRODUCTIVIDAD: $\frac{\text{UTILIDAD BRUTA}}{\text{COSTES OPERATIVOS}}$

Segundo ratio numérico sobre la realidad económico-financiera del negocio del cliente que solicita un microcrédito. El ratio es el cociente entre la utilidad o resultado bruto y los costes operativos de la microempresa. Al igual que el anterior, se espera un signo negativo del estimador en el modelo de *credit scoring*, ya que cuanto mayor sea el mismo, más saneada estará la cuenta de resultados y mejor respuesta tendrá a las obligaciones de pago futuras.

- R₃. LIQUIDEZ: $\frac{\text{CAPACIDAD DE PAGO}}{\text{TOTAL ACTIVO}}$

Ratio que mide la liquidez general del micronegocio en el momento de la evaluación gerencial sobre la conveniencia o no de aceptar la petición del crédito. En la construcción de este ratio, lo ideal habría sido tomar el “disponible” de la microempresa como masa patrimonial, pero en su defecto, según acabamos de definir el concepto de capacidad de pago del cliente, podemos tomar el ratio como una previsión de la liquidez que el cliente dispone para atender a la obligación de pago contraída. Por otra parte, al tratarse de un ratio de solvencia inmediata, se puede decir que cuanto mayor sea éste, la probabilidad de impago del cliente debe reducirse. El signo del estimador que debemos esperar es negativo.

- R₄. ROTACIÓN DE LIQUIDEZ: $\frac{\text{CAPACIDAD DE PAGO}}{\text{INGRESOS POR VENTAS}} \times 360$

Teniendo en cuenta todo lo indicado en lo que a capacidad de pago se refiere, definimos un ratio indicativo del número de días que el negocio del cliente tarda en recuperar su tesorería. En este caso, cuanto mayor sea el valor de la variable, más riesgo incorpora traducido en probabilidad de no atender a las obligaciones de pago. Es por lo que el signo esperado del estimador, en el modelo, se espera sea positivo.

- R₅. DEPENDENCIA FINANCIERA:
$$\frac{\text{PASIVO}}{\text{PASIVO} + \text{PATRIMONIO}}$$

Ratio que mide el peso de los recursos ajenos de la microempresa en su estructura financiera. Indica el porcentaje de deuda sobre el total pasivo más patrimonio, definiéndose por cociente entre el pasivo exigible y la totalidad de recursos de la estructura financiera. Respecto a la interpretación del indicador, no cabe duda que el hecho de endeudarse puede ser beneficioso, por lo menos, hasta cierto nivel. Sin embargo, si dicho nivel se sobrepasa, el riesgo de insolvencia produce una inestabilidad financiera o incluso la quiebra empresarial. Las microfinanzas son más sensibles a este tipo de riesgo y, por tanto, entendemos que un alto nivel de dependencia financiera repercute en un incremento de impago del crédito nuevo a solicitar. En consecuencia, se espera un signo positivo del estimador de esta variable.

- R₆. ENDEUDAMIENTO:
$$\frac{\text{PASIVO}}{\text{PATRIMONIO}}$$

Ratio financiero que mide la relación existente entre el importe de las deudas de una empresa con relación a los fondos propios. Hay que tener en cuenta que este ratio nos indica lo apalancada que está la empresa. En este sentido, complementando al ratio anterior, es de esperar que un elevado ratio de endeudamiento suponga un

incremento en la probabilidad de impago, lo que supondría un estimador negativo en el modelo final de *credit scoring*.

- R₇. ROA: $\frac{\text{UTILIDAD NETA}}{\text{TOTAL ACTIVO}}$

La rentabilidad económica o del activo también se denomina ROA – Return on assets- y como denominación más usual ROI – Return on investments-. Básicamente, el objetivo del ratio consiste en calcular la rentabilidad del activo, independientemente de cómo está financiado el mismo, o dicho de otra forma, sin tener en cuenta la estructura del pasivo. Asumimos que la utilidad neta que consideramos está definida como los ingresos por ventas menos el coste de la mercadería y menos los costes operacionales, teniendo en cuenta también que estos últimos no incluyen el gasto financiero. Una mayor rentabilidad de los activos destinados a la actividad productiva debe contribuir a reducir la probabilidad de impago. Se espera, por tanto, un signo esperado negativo del estimador en el modelo.

- R₈. ROE: $\frac{\text{UTILIDAD NETA}}{\text{PATRIMONIO}}$

Por último, la rentabilidad financiera, de los fondos propios o ROE – *Return on equity*- se define como el cociente entre el beneficio después de impuestos y la cifra de los fondos propios. Este indicador trata de medir la rentabilidad que obtienen los propietarios de la empresa, es decir, la rentabilidad del capital que han invertido directamente (capital social) y de las reservas. Aunque la utilidad neta no contempla el efecto del impuesto, al encontrarnos ante negocios informales donde el propietario habitualmente suele ser una única persona física, tomamos como concepto aproximado de la rentabilidad de los fondos propios un ratio que considera un beneficio empresarial antes de impuestos. Un negocio cuya

rentabilidad financiera sea elevada, contribuye a favorecer la condición en el pago de las deudas con terceros, hecho que debe manifestarse en un estimador negativo de esta variable en el modelo.

Concluida la explicación de cada uno de los ratios que consideramos como variables independientes de nuestra aplicación de *credit scoring* para la primera de las instituciones analizadas (EDPYME Proempresa), la tabla III.29 muestra un análisis univariante de cada ratio con la que será la variable respuesta del modelo. Puede comprobarse que cinco de los ocho ratios planteados son significativamente válidos a la prueba de correlación de Pearson. En cualquier caso, tendremos que esperar al comportamiento estadístico de las variables valoradas conjuntamente donde puede manifestarse el fenómeno de la multicolinealidad. El análisis de correlación bivariada realizado es indicativo del comportamiento explicativo de las variables independientes, aunque no concluyentes aún sobre su consideración final dentro del modelo definitivo de regresión logística binaria.

Tabla III.29. *Correlación bivariada de las variables R_i EDPYME Proempresa y la variable explicada.*

Correlaciones			
		Y	R1
Y	Correlación de Pearson	1	-,048**
	Sig. (bilateral)		,000
	N	5451	5451
R1	Correlación de Pearson	-,048**	1
	Sig. (bilateral)	,000	
	N	5451	5451

** . La correlación es significativa al nivel 0,01

Correlaciones			
		Y	R2
Y	Correlación de Pearson	1	,005
	Sig. (bilateral)		,736
	N	5451	5451
R2	Correlación de Pearson	,005	1
	Sig. (bilateral)	,736	
	N	5451	5451

Correlaciones			
		Y	R3
Y	Correlación de Pearson	1	-,017
	Sig. (bilateral)		,214
	N	5451	5451
R3	Correlación de Pearson	-,017	1
	Sig. (bilateral)	,214	
	N	5451	5451

Correlaciones			
		Y	R4
Y	Correlación de Pearson	1	-,013
	Sig. (bilateral)		,350
	N	5451	5451
R4	Correlación de Pearson	-,013	1
	Sig. (bilateral)	,350	
	N	5451	5451

Correlaciones			
		Y	R5
Y	Correlación de Pearson	1	,072**
	Sig. (bilateral)		,000
	N	5451	5451
R5	Correlación de Pearson	,072**	1
	Sig. (bilateral)	,000	
	N	5451	5451

** . La correlación es significativa al nivel 0,01

Correlaciones			
		Y	R6
Y	Correlación de Pearson	1	,071**
	Sig. (bilateral)		,000
	N	5451	5451
R6	Correlación de Pearson	,071**	1
	Sig. (bilateral)	,000	
	N	5451	5451

** . La correlación es significativa al nivel 0,01

Correlaciones			
		Y	R7
Y	Correlación de Pearson	1	-,052**
	Sig. (bilateral)		,000
	N	5451	5451
R7	Correlación de Pearson	-,052**	1
	Sig. (bilateral)	,000	
	N	5451	5451

** . La correlación es significativa al nivel 0,01

Correlaciones			
		Y	R8
Y	Correlación de Pearson	1	-,043**
	Sig. (bilateral)		,002
	N	5451	5451
R8	Correlación de Pearson	-,043**	1
	Sig. (bilateral)	,002	
	N	5451	5451

** . La correlación es significativa al nivel 0,01

Fuente: Elaboración propia.

Ratios económico-financieros de la CMAC Tacna

A continuación, definimos los ratios seleccionados para la CMAC de Tacna, expresando cuál ha de ser el signo esperado del estimador en el modelo de credit scoring, indicando el resultado de la correlación bivariada de cada uno de ellos con la variable dependiente.

- R₁. ROTACIÓN DE ACTIVOS: $\frac{\text{INGRESOS POR VENTAS}}{\text{TOTAL ACTIVO}}$

Este primer ratio elaborado para la CMAC, coincide con el comentado para la EDPYME. Su signo esperado en el modelo debe ser negativo.

- R₂. PRODUCTIVIDAD: $\frac{\text{UTILIDAD BRUTA}}{\text{GASTOS DEL NEGOCIO}}$

Al igual que la variable anterior, presentamos para la CMAC un indicador ya definido en la EDPYME, con la única diferencia marcada en la conceptualización del denominador de la expresión. Atendiendo al concepto de costes operativos, con el mismo significado, en la CMAC de Tacna lo denominamos Gastos del Negocio.

- R₃. LIQUIDEZ: $\frac{\text{DISPONIBLE}}{\text{TOTAL ACTIVO}}$

Ratio patrimonial de liquidez general de la microempresa del cliente en el momento de la solicitud del microcrédito. Al igual que su homólogo de la EDPYME, se considera un ratio de solvencia inmediata, donde se puede decir, también, que cuanto mayor sea éste, la probabilidad de impago del cliente debe reducirse. Por tanto, vuelve a esperarse un signo negativo en el estimador.

- R₄. ROTACIÓN DE LIQUIDEZ: $\frac{\text{DISPONIBLE}}{\text{INGRESOS POR VENTAS}} \times 360$

Este ratio es similar al utilizado en la EDPYME, con la diferencia que sustituimos la capacidad de pago por el Disponible. El signo esperado del estimador en el modelo de *credit scoring* debe ser negativo.

- R₅. LIQUIDEZ PARA EL CRÉDITO: $\frac{\text{DISPONIBLE}}{\text{MONTO PROPUESTO}}$

El ratio determina la liquidez teóricamente reservada para el pago del crédito solicitado. Esta característica puede ser muy adecuada para el estudio, dado que centra la atención estrictamente sobre el crédito solicitado. Esta variable, por el mismo motivo que los tres primeros ratios, se espera que tenga un signo negativo en el estimador del modelo.

- R₆. SOLVENCIA A C/P: $\frac{\text{ACTIVO CIRCULANTE}}{\text{EXIGIBLE A C/P}}$

Este ratio establece la capacidad de solvencia que la microempresa tiene para hacer frente a los pagos a corto plazo. Según la literatura especializada, el valor óptimo de este ratio se encuentra entre los valores 1 y 2, siendo un valor inferior a 1 indicativo de inestabilidad financiera. En la construcción del ratio, definimos el exigible a c/p como la suma del montante solicitado y de la partida de proveedores, captando, así, toda la información disponible de las obligaciones con terceros a corto plazo. De nuevo indicamos que cuanto mayor sea el valor de este ratio, menor contribución al riesgo presentará el potencial cliente y, por ello, el signo esperado del estimador ha de ser negativo.

- R₇. ROA: $\frac{\text{UTILIDAD NETA}}{\text{TOTAL ACTIVO}}$

Por nuestra parte, ratificamos lo comentado en este ratio para la EDPYME, construyéndose el ratio de la misma manera.

- R₈. PLAZO MEDIO DE COBRO: $\frac{\text{CLIENTES}}{\text{INGRESOS POR VENTAS}} \times 360$

Indicador que mide los días en promedio que la microempresa está tardando en cobrar a sus clientes. Téngase en cuenta que un periodo de cobro muy elevado supone un volumen de recursos inmovilizados que son necesarios de financiar. Un valor elevado de este ratio indica que no se está cobrando a tiempo al cliente, lo que puede llevar a un grave problema de inestabilidad financiera conforme vayan venciendo las deudas a corto plazo. Según lo indicado, consideramos un signo esperado positivo del estimador de este ratio.

- R₉. PLAZO MEDIO DE APROVISIONAMIENTO:

$$\frac{\text{EXISTENCIAS}}{\text{COMPRA MERCADERÍAS}} \times 360$$

Indicador que mide el tiempo que por término medio permanecen las mercaderías en el almacén en espera de ser consumidas, es decir, los días que por término medio la empresa está tardando en aprovisionarse de nuevo. Para homogeneizar los datos con respecto al resto de variables de la muestra y dado que, por lo general, el plazo medido en días era bastante elevado para los créditos, decidimos expresar el plazo medio de aprovisionamiento en meses. Un periodo elevado supone que la empresa tiene que soportar unos elevados costes de almacén y gestión de stock, puesto que no transforma las existencias en ventas con cierta agilidad. Por este motivo, entendemos que el signo esperado del estimador deba ser positivo.

Considerando las limitaciones en lo que a escasez de información económico-financiera se refiere, ha sido posible construir nueve ratios para la Caja Municipal de Tacna. Seguidamente, la tabla III.30 nos muestra las correlaciones bivariadas de cada ratio respecto a la variable dependiente de la aplicación del modelo de *credit scoring*. Como puede apreciarse, son siete los ratios que, según el análisis univariante, tienen relación con la variable

dependiente. Es posible que entre ellos aparezca el efecto de multicolinealidad, aunque el tratamiento que le daremos en la elaboración del modelo de *credit scoring*, debe provocar la salida de variables explicativas correlacionadas.

Tabla III.30. *Correlación bivariada de las variables R_i CMAC de Tacna y la variable explicada.*

Correlaciones			
		Y	R1
Y	Correlación de Pearson	1	,000
	Sig. (bilateral)		,973
	N	16157	16157
R1	Correlación de Pearson	,000	1
	Sig. (bilateral)	,973	
	N	16157	16157

Correlaciones			
		Y	R2
Y	Correlación de Pearson	1	,045**
	Sig. (bilateral)		,000
	N	16157	16157
R2	Correlación de Pearson	,045**	1
	Sig. (bilateral)	,000	
	N	16157	16157

** . La correlación es significativa al nivel 0,01

Correlaciones			
		Y	R3
Y	Correlación de Pearson	1	,049**
	Sig. (bilateral)		,000
	N	16157	16157
R3	Correlación de Pearson	,049**	1
	Sig. (bilateral)	,000	
	N	16157	16157

** . La correlación es significativa al nivel 0,01

Correlaciones			
		Y	R4
Y	Correlación de Pearson	1	,059**
	Sig. (bilateral)		,000
	N	16157	16157
R4	Correlación de Pearson	,059**	1
	Sig. (bilateral)	,000	
	N	16157	16157

** . La correlación es significativa al nivel 0,01

Correlaciones			
		Y	R5
Y	Correlación de Pearson	1	-,017*
	Sig. (bilateral)		,035
	N	16157	16157
R5	Correlación de Pearson	-,017*	1
	Sig. (bilateral)	,035	
	N	16157	16157

* . La correlación es significativa al nivel 0,05 (bilateral).

Correlaciones			
		Y	R6
Y	Correlación de Pearson	1	-,084**
	Sig. (bilateral)		,000
	N	16157	16157
R6	Correlación de Pearson	-,084**	1
	Sig. (bilateral)	,000	
	N	16157	16157

** . La correlación es significativa al nivel 0,01

Correlaciones			
		Y	R7
Y	Correlación de Pearson	1	,042**
	Sig. (bilateral)		,000
	N	16157	16157
R7	Correlación de Pearson	,042**	1
	Sig. (bilateral)	,000	
	N	16157	16157

** . La correlación es significativa al nivel 0,01

Correlaciones			
		Y	R8
Y	Correlación de Pearson	1	-,051**
	Sig. (bilateral)		,000
	N	16157	16157
R8	Correlación de Pearson	-,051**	1
	Sig. (bilateral)	,000	
	N	16157	16157

** . La correlación es significativa al nivel 0,01

Correlaciones			
		Y	R9
Y	Correlación de Pearson	1	-,002
	Sig. (bilateral)		,847
	N	16157	16157
R9	Correlación de Pearson	-,002	1
	Sig. (bilateral)	,847	
	N	16157	16157

Fuente: Elaboración propia.

III.4.4. Variables obtenidas de la evaluación de las garantías

La cuarta fase del proceso de evaluación y concesión del microcrédito, consiste en la valoración de las garantías. En dicha fase, el analista de crédito, tras la evaluación económica y financiera de la microempresa, realiza una estimación sobre las garantías que el prestatario ha de aportar en función de un análisis subjetivo del comportamiento de pago futuro. En este caso, una única variable será susceptible de explicación y tratamiento para su inclusión en los modelos de *credit scoring* planteados en este capítulo.

- *Garantías*

Las garantías se constituyen como los medios encargados de respaldar o asegurar el reembolso de un crédito otorgado, teniendo en cuenta que se trata de un elemento colateral, no siendo la base sobre la cual se fundamenta el crédito.

Habitualmente, el valor y el precio de la garantía debe de fijarse en función de los costes de intermediación, la morosidad, el costo de las recuperaciones, el coste del capital invertido y demás costes de administración (Llisterri y Levitsky, 1996).

En las carteras de microcréditos analizadas, disponemos de información de estos elementos colaterales clasificados según su naturaleza. En este sentido, podemos distinguir entre:

- Garantías morales o personales. Aquellas en las que no se adjuntan al contrato de préstamo bienes físicos específicamente determinados. En la cartera de microcréditos de la EDPYME Proempresa, este tipo de garantías vienen denominadas como “Crédito Confianza”, mientras que en la CMAC de Tacna, fueron conceptualizadas bajo una “Declaración Jurada” de bienes. En ambos conceptos, el fundamento garante se relaciona íntimamente con la solvencia moral o reputación del cliente para devolver el crédito.

- Garantías reales. Donde el prestamista o tercera persona compromete en la operación de préstamo un determinado activo (incluida tesorería) para garantizar el cumplimiento de la obligación contraída. Entre una gran variedad de garantías reales, las solicitadas por las IMF's de nuestro estudio son:
 - Aval o colateral. Persona natural o jurídica que, por medio de la firma que se consigna en un documento de crédito, responde por el pago en el caso que no lo haga la persona comprometida para ello.
 - Prenda global y flotante. Es un contrato celebrado entre el titular del bien puesto en prenda (deudor o tercero) y el acreedor. Se caracteriza por crear a favor del acreedor un derecho real, que goza de los atributos reconocidos por el correspondiente Código Civil.
 - Prenda Vehicular. Variante del anterior donde el objeto puesto en prenda es un vehículo.
 - Hipotecaria. Garantía que no implica desposesión del bien que se afecta, siendo éste un bien inmueble.

La figura III.34 cataloga las muestras crediticias en función de las garantías del crédito. Por otro lado, en la figura III.35 puede verse cómo se comportan respecto al pago o impago las dos carteras de préstamos según la variable garantías. Como puede apreciarse, el mayor porcentaje de impagos se corresponde con créditos a los cuales se afectan garantías reales, justo lo contrario a lo que pueda suceder en carteras corporativas de créditos en la banca. De acuerdo con Schreiner (1999), y con la intención de recoger un posible factor de riesgo simplificando el análisis, consideramos oportuno definir una variable dicotómica con valores de cero (0) para una garantía personal (crédito confianza o declaración jurada de bienes) y de uno (1), para garantías reales (aval, prenda, hipotecaria, etc...) (figura III.36)

CAPÍTULO III: LA EVALUACIÓN Y CONCESIÓN DE MICROCRÉDITOS

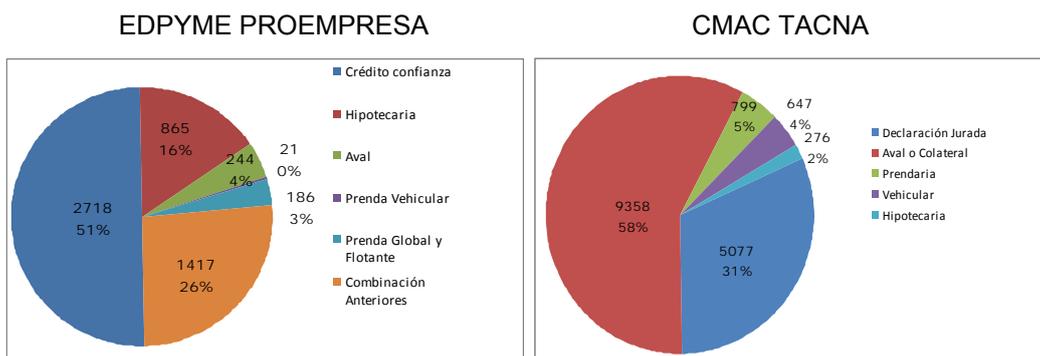


Figura III.34. Distribución de microcréditos según la variable Garantías.

Fuente: Elaboración propia.

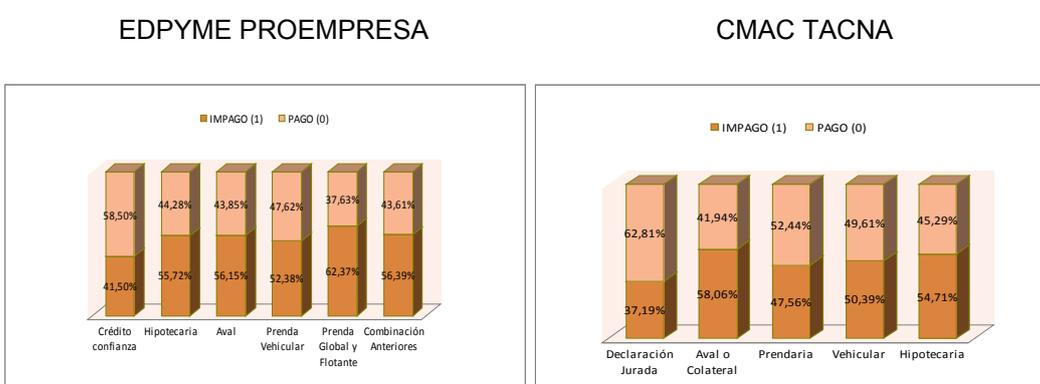


Figura III.35. Comportamiento en el pago según la variable Garantías (1).

Fuente: Elaboración propia.

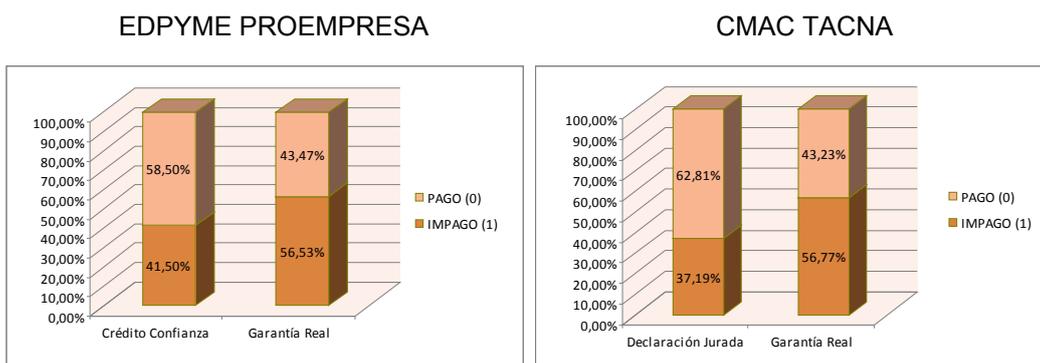


Figura III.36. Comportamiento en el pago según la variable Garantías (2).

Fuente: Elaboración propia.

Históricamente, las garantías han constituido un elemento necesario en toda operación de préstamo realizada en una institución financiera. De igual modo, los modelos y aplicaciones de *credit scoring* han requerido el uso de una

variable que recoja la información de los bienes o derechos que el prestatario pone en garantía para que se haga efectiva la concesión del crédito. Ejemplos como los de Lawrence y Arshadi (1995), Berger *et al* (2002), Bandyopadhyay (2008), Abdou (2009), etc., muestran como aquellos préstamos que fueran garantizados contribuían a una menor probabilidad de situarse en impago.

En las microfinanzas, la consideración de las garantías en el microcrédito es distinta a la de las grandes corporaciones bancarias. En las IMFs la reputación o solvencia moral del cliente viene a ser la principal garantía solicitada y aportada. Así, las IMFs vienen solicitando una declaración jurada de bienes a aquellos prestatarios que no suelen tener problemas en el cumplimiento de sus obligaciones de pago. Por el contrario, la entidad microfinanciera solicita garantías reales a aquellos clientes que, en el pasado, han incumplido de forma habitual en el pago de sus cuotas.

Siguiendo con lo anterior, tal y como argumentan Dinh y Kleimeier (2007), el requerimiento de garantías por parte de las IMFs constituye una clara señal de riesgo. Ya lo tuvo en cuenta Viganò (1993) incluyendo una *dummy* con las alternativas de garantías personales o morales basadas en promesas de cumplimiento en el pago. Por su parte, Schreiner (1999) fundamenta todo lo comentado, considerando que el no aportar garantías en la operación de préstamo es un hecho que sucede en aquellos clientes cuyo nivel de riesgo es más bajo.

De lo expuesto parece deducirse que la variable garantía aportada por el prestatario que solicita el microcrédito ha de tener un parámetro de signo esperado negativo en el modelo. Así, la valoración univariante de la relación de esta característica con la variable explicada del modelo, según se muestra la tabla III.31, recoge una fuerte correlación entre variables.

Tabla III.31. *Correlación bivariada de las Garantías y la variable explicada.*

EDPYME PROEMPRESA				CMAC TACNA			
Correlaciones				Correlaciones			
		Y	GARANT			Y	GARANT
Y	Correlación de Pearson	1	-,150**	Y	Correlación de Pearson	1	-,182**
	Sig. (bilateral)		,000		Sig. (bilateral)		,000
	N	5451	5451		N	16157	16157
GARANT	Correlación de Pearson	-,150**	1	GARANT	Correlación de Pearson	-,182**	1
	Sig. (bilateral)	,000			Sig. (bilateral)	,000	
	N	5451	5451		N	16157	16157

** . La correlación es significativa al nivel 0,01 (bilateral).

** . La correlación es significativa al nivel 0,01 (bilateral).

Fuente: Elaboración propia.

III.4.5. Variables obtenidas a partir de la aprobación de la solicitud de crédito

En la quinta y última fase del proceso de evaluación y concesión del microcrédito y, antes de proceder a la incorporación de los efectos del ciclo económico, se procede a incorporar las variables relativas a la operación de crédito. Habiendo cumplido el cliente con todos los requisitos exigidos para la aprobación de préstamo, es la gerencia de la correspondiente IMF quien determina las características del microcrédito en función de los resultados obtenidos en las fases anteriores. De este modo, las variables implicadas en esta fase son: la moneda, el monto aprobado, el monto rechazado, la duración, el tipo de interés y la comisión por gestión. Adicionalmente, vamos a considerar dos variables relacionadas con la figura del analista de crédito. Por una parte, tendremos en cuenta el tiempo de atención que el cliente ha tenido por parte del analista de crédito, y por otra parte, entendemos importante considerar el pronóstico que éste, en función de su opinión subjetiva, asigna al cliente referente a su capacidad de pago.

- *Tiempo de Atención del Analista de Crédito*

El analista de crédito, como gestor del proceso de evaluación del riesgo de crédito, es encargado de realizar funciones de asesoría en materia de inversiones. El analista de crédito, como asesor cliente que solicita un microcrédito le indica la conveniencia de llevar a cabo o no el proyecto de inversión. Asimismo, el oficial de crédito se compromete a ofrecerle asesoramiento técnico especializado y estratégico con objeto de que la entidad microfinanzas se asegure el reembolso de la cantidad prestada.

En el historial de crédito de la CMAC de Tacna, disponemos una información relativa al número de días que han transcurrido desde que un potencial cliente manifiesta la intención de solicitar un crédito (primera toma de contacto del cliente con la institución), hasta el momento en que se aprueba la solicitud. Este espacio de tiempo registra la duración del proceso asesor que el oficial de crédito ofrece al cliente en actividades comentadas con anterioridad. En nuestra opinión, un periodo de tiempo prolongado de asesoría debe contribuir a asegurar unos flujos de tesorería que permitan el reembolso de las cuotas del préstamo. Una cifra elevada de esta variable debe contribuir a la disminución del riesgo de impago y es, por tanto, por lo que el estimador de esta variable en el modelo final de *credit scoring* ha de ser negativo. Asimismo, la prueba de chi-cuadrado de Pearson nos indica que existe una relación univariante entre esta característica y la variable respuesta (tabla III.32)

Tabla III.32. *Correlación bivariada de la variable Tiempo de Atención del Analista de Crédito y la variable explicada.*

CMAC TACNA

Correlaciones

		Y	T_ATENCION
Y	Correlación de Pearson	1	-,025**
	Sig. (bilateral)		,002
	N	16157	16157
T_ATENCION	Correlación de Pearson	-,025**	1
	Sig. (bilateral)	,002	
	N	16157	16157

** . La correlación es significativa al nivel 0,01 (bilateral).

Fuente: Elaboración propia.

- *Moneda del Microcrédito*

La moneda de curso legal en el Perú es el Nuevo Sol, pero la legislación del sistema financiero permite contraer obligaciones en moneda extranjera, usándose frecuentemente el dólar americano en actividades comerciales y operaciones de préstamo, como medio de pago (Delfiner *et al*, 2009).

Relativo al análisis del riesgo de crédito para las IMFs, a la hora de evaluar la capacidad que los deudores tienen en el cumplimiento de sus obligaciones crediticias, las organizaciones microfinancieras vienen destinando esfuerzo y recursos en el análisis de la moneda en la que el crédito es solicitado, y una vez concedido, en el seguimiento que tiene su poder adquisitivo ligado a una posible devaluación de la moneda. Si el deudor mantiene obligaciones en moneda extranjera, se deberá incorporar en la evaluación del riesgo crediticio las variaciones en el tipo de cambio que pudieran afectar el flujo de efectivo del deudor.

Es posible que el efecto comentado se vea muy relacionado con las implicaciones derivadas del ciclo económico, las cuales serán tratadas en las variables independientes de tipo macroeconómico. Sin embargo, hemos de ser cautos y esperar al diseño de la aplicación de *credit scoring* para evaluar su comportamiento a este respecto.

Así pues, para incorporar la información de la divisa en la que se solicita y concede un microcrédito, consideramos una variable *dummy* con valor de cero (0) para créditos concedidos en moneda local (nuevo sol) o de uno (1) para los que lo fueran en moneda extranjera (dólar americano).

Un microcrédito propuesto en moneda local no sufrirá el riesgo cambiario, mientras que un préstamo en moneda extranjera si queda afectado por el tipo de cambio. Por tanto, estimamos conveniente esperar un signo negativo en el estimador correspondiente a esta variable, una vez comprobada su correlación con la variable dependiente (tabla III.33).

Tabla III.33. *Correlación bivariada de la Moneda del Microcrédito y la variable explicada.*

EDPYME PROEMPRESA				CMAC TACNA			
Correlaciones				Correlaciones			
		Y	MONEDA			Y	MONEDA
Y	Correlación de Pearson	1	,047**	Y	Correlación de Pearson	1	-,038**
	Sig. (bilateral)		,001		Sig. (bilateral)		,000
	N	5451	5451		N	16157	16157
MONEDA	Correlación de Pearson	,047**	1	MONEDA	Correlación de Pearson	-,038**	1
	Sig. (bilateral)	,001			Sig. (bilateral)	,000	
	N	5451	5451		N	16157	16157

** La correlación es significativa al nivel 0,01 (bilateral).

** La correlación es significativa al nivel 0,01 (bilateral).

Fuente: Elaboración propia.

- *Cantidad Desembolsada*

Esta variable hace referencia al montante aprobado y, posteriormente, desembolsado por la institución tras valorar y resolver la evaluación de la solicitud de crédito.

Inicialmente, el historial de crédito original extraído de los sistemas de gestión de las IMFs, contábamos con la información de la cantidad que había sido desembolsada en la moneda de solicitud y concesión del crédito. Con objeto de homogeneizar la información, convertimos a moneda única,

concretamente el dólar americano, todos los créditos de la base de datos. Para ello, procedimos a la consulta de las cotizaciones del tipo de cambio medio mensual¹⁴ de todos los subperiodos mensuales comprendidos en el horizonte temporal de cada cartera de microcréditos y así poder establecer la conversión a dólares americanos para aquellos préstamos que estuvieran concedidos en la moneda local. Finalmente, hallamos la variable definitiva cifrándola en miles de unidades monetarias con objeto de que ésta mantuviera una cifra numérica equilibrada con el resto de variables.

La solicitud de una elevada cantidad dentro de los límites impuestos en la definición de microcrédito, ha sido aceptada si, y solo si, el cliente ha demostrado mantener un comportamiento de buen pagador de créditos anteriores. Además, deducimos que un crédito de una cuantía o monto elevado, por regla general, se destina a la adquisición de activos fijos de mayor importe, los cuales suelen asignarse a actividades económicas más seguras en los distintos sectores económicos. Por tanto, pensamos que un crédito de mayor cuantía, tras haber sido evaluado por el analista de crédito y la gerencia de la organización, ha de ser menos arriesgado que otro crédito cuyo montante sea inferior y, de ahí que esperemos un signo negativo en el estimador del modelo final de *credit scoring*.

Por su parte, Scheriner (1999), en su aplicación de modelo de *scoring* para una organización de microfinanzas boliviana, consideró esta variable como una característica que no aportaba casi información al fenómeno del impago desde un punto de vista estadístico, razonando que la IMF no disponía de un gran margen en la afectación de los atrasos mediante el intento de ajuste a la baja o al alza de las créditos desembolsados. Viganò (1993), señalaba que un préstamo de menor cuantía contribuía a un incremento en el riesgo de impago frente a un crédito de mayor montante. Van Gool *et al* (2009) categorizan la variable mediante la creación de estratos en función de la cantidad aprobada. Asimismo, los autores concluyen que las categorías referidas a los préstamos de menor importe son algo menos arriesgadas que

¹⁴ Datos obtenidos de la SBS y AF y del INE de la República del Perú.

las de mayor montante. Por nuestra parte, en consonancia con las conclusiones de Viganò (2003), estamos en desacuerdo con la posición que el resto de autores mencionados plantean, debido a la estructura y visión de la entidad objeto de nuestro estudio, diferente por completo a una IMF de Bosnia-Herzegovina estudiada por Van Gool *et al* (2009). Los modelos de *credit scoring* diseñados en países industrializados sugieren que préstamos de una menor cuantía y duración contribuyen a la reducción del riesgo de impago respecto a los que se conceden con un mayor importe y un mayor horizonte temporal [Greene (1992) y Lo Iacomo y Giambona (2009)], razón que nos lleva a la conclusión de que existen diferencias notables entre las IMFs y las grandes corporaciones bancarias, en lo que al montante sugerido se refiere. Según lo indicado, se espera un signo negativo en el estimador del modelo.

Para concluir, la correlación bivariada de la presente variable independiente con la variable binaria dependiente (tabla III.34) nos indica que, a priori, existe relación entre ambas para las dos IMFs analizadas.

Tabla III.34. *Correlación bivariada de la Cantidad Desembolsada y la variable explicada.*

EDPYME PROEMPRESA				CMAC TACNA			
Correlaciones				Correlaciones			
		Y	MONTO			Y	MONTO
Y	Correlación de Pearson	1	,070**	Y	Correlación de Pearson	1	-,043**
	Sig. (bilateral)		,000		Sig. (bilateral)		,000
	N	5451	5451		N	16157	16157
MONTO	Correlación de Pearson	,070**	1	MONTO	Correlación de Pearson	-,043**	1
	Sig. (bilateral)	,000			Sig. (bilateral)	,000	
	N	5451	5451		N	16157	16157

** : La correlación es significativa al nivel 0,01 (bilateral).

** : La correlación es significativa al nivel 0,01 (bilateral).

Fuente: Elaboración propia.

- *Cantidad rechazada*

En el momento de la toma de decisión sobre la cantidad a conceder finalmente a un cliente solicitante de un crédito, y tras su evaluación definitiva mediante su fortaleza financiera, la IMF dictamina cuál es la cantidad o montante que le va a ser concedida finalmente. En este sentido, puede darse el

caso que la cantidad propuesta no coincida con la cantidad solicitada inicialmente por el prestatario. Es entonces cuando aparece la importancia de la actual variable.

En el historial de crédito original pudimos obtener la información anteriormente señalada, hecho que nos permitió construir la actual variable por diferencia entre el montante solicitado y el montante aprobado. En consonancia con la variable anterior, optamos por considerar la variable en miles de unidades monetarias, siendo el dólar americano la divisa que propusimos como moneda de préstamo.

No es muy común encontrar autores y trabajos que hayan requerido esta característica a la hora de explicar el riesgo de crédito en banca o en microfinanzas en un modelo de *credit scoring*. Viganò (2003) utilizó un cociente de la cantidad concedida entre la cantidad solicitada), aunque desde nuestro punto de vista, entendemos que pueda ser reveladora del riesgo percibido por el analista de crédito y la gerencia de la organización en el proceso de evaluación personal del riesgo de microcrédito. Por tanto, precisamos de una variable numérica cuyo significado implica que, cuanto mayor sea el valor de ésta, mayor será el riesgo del cliente percibido por la entidad. En consecuencia, entendemos que el signo del estimador adherido a la variable deba de ser positivo.

Solo resta conocer si la variable presenta algún tipo de correlación univariante con el fenómeno de pago o impago que se trata de explicar. Según la tabla III.35, no se presupone que exista relación alguna para ninguna de las dos instituciones.

Tabla III.35. *Correlación bivariada de la Cantidad Rechazada y la variable explicada.*

EDPYME PROEMPRESA			CMAC TACNA		
Correlaciones			Correlaciones		
	Y	MONTO_RECH		Y	MONTO_RECH
Y	Correlación de Pearson	1	Y	Correlación de Pearson	1
	Sig. (bilateral)	,017		Sig. (bilateral)	-,011
	N	5451		N	16157
MONTO_RECH	Correlación de Pearson	,017	MONTO_RECH	Correlación de Pearson	-,011
	Sig. (bilateral)	,221		Sig. (bilateral)	,149
	N	5451		N	16157

Fuente: Elaboración propia.

- *Duración*

La duración del crédito se mide a través del número de cuotas mensuales del préstamo vigente para cada cliente. Se considera, pues, como una variable numérica indicativa del número de reembolsos que el prestatario ha de realizar hasta que la deuda quede totalmente extinta.

Siguiendo a Yang *et al* (2009), el hecho de que un préstamo de mayor duración incorpore una mayor probabilidad de impago, viene a convertirse en una hipótesis de general aceptación en las aplicaciones de *credit scoring* tendentes a la medición del riesgo de crédito, pues se produce una mayor incertidumbre y, por tanto, una correlación positiva con el fenómeno de impago. Esto queda corroborado por Lawrence y Arshadi (1995), cuando destacan la duración del préstamo como factor más relevante en su intento de explicar un modelo parcial de *credit scoring* explicativo de si un crédito será liquidado sin problemas o, por el contrario, será objeto de renegociación. A idénticas conclusiones llegan Lieli y White (*forthcoming*) en una aplicación de *credit scoring* para una entidad financiera alemana.

De acuerdo con lo comentado, el signo del estimador esperado para esta variable en el modelo final de regresión logística ha de ser positivo, indicativo de que cuanto mayor sea la duración del préstamo, mayor debe ser la incorporación de riesgo de impago en términos de probabilidad.

Para finalizar, la tabla III.36 muestra la existencia de correlación a priori de la duración del préstamo con la insolvencia crediticia del cliente. Así, se pone de manifiesto la relación existente entre la variable dependiente e independiente, en términos de análisis univariante, para las dos carteras de microcréditos objeto del análisis.

Tabla III.36. *Correlación bivariada de la Duración y la variable explicada.*

EDPYME PROEMPRESA				CMAC TACNA			
Correlaciones				Correlaciones			
		Y	DURACION			Y	DURACION
Y	Correlación de Pearson	1	,126**	Y	Correlación de Pearson	1	,160**
	Sig. (bilateral)		,000		Sig. (bilateral)		,000
	N	5451	5451		N	16157	16157
DURACION	Correlación de Pearson	,126**	1	DURACION	Correlación de Pearson	,160**	1
	Sig. (bilateral)	,000			Sig. (bilateral)	,000	
	N	5451	5451		N	16157	16157

** . La correlación es significativa al nivel 0,01 (bilateral).

** . La correlación es significativa al nivel 0,01 (bilateral).

Fuente: Elaboración propia.

- *Tasa de Interés*

La tasa de interés hace referencia al precio que la IMF fija al cliente en la operación de préstamo. Es conocido que, desde sus orígenes, la actividad microfinanciera se ha caracterizado por el uso de elevados tipos de interés en sus operaciones, debido a las características peculiares del microcrédito.

En la literatura sobre modelos de riesgo de crédito y *credit scoring*, el tipo de interés suele ser una variable muy requerida para la construcción de diversas aplicaciones, pero no suele resultar una característica significativa a tener en cuenta en los modelos finales. En nuestra opinión, el hecho de que un cliente tenga grandes probabilidades de incumplimiento no conlleva necesariamente unos elevados tipos de interés sobre sus créditos, dándose incluso el caso de prestatarios con altos *credit scores* paguen bajas tasas de interés (Allen *et al*, 2004). De lo expuesto parece deducirse que las IMFs fijan el precio del microcrédito (tipo de interés) sin tener en cuenta el riesgo de impago del prestatario. En principio, podemos corroborar lo antedicho teniendo

en cuenta la escasa relación estadística univariante entre esta variable independiente con la variable respuesta (tabla III.37), donde podemos apreciar la escasa significación manifestada mediante la correlación de Pearson. Respecto a Proempresa, aún existiendo correlación bivariada significativa, puede rechazarse toda relación causal entre variables al no mantener una concordancia lógica con el signo relacional esperado.

Tabla III.37. *Correlación bivariada del Tipo de Interés y la variable explicada.*

EDPYME PROEMPRESA				CMAC TACNA			
Correlaciones				Correlaciones			
		Y	INT_MENS			Y	INT_MENS
Y	Correlación de Pearson	1	-,111**	Y	Correlación de Pearson	1	-,003
	Sig. (bilateral)		,000		Sig. (bilateral)		,696
	N	5451	5451		N	16157	16157
INT_MENS	Correlación de Pearson	-,111**	1	INT_MENS	Correlación de Pearson	-,003	1
	Sig. (bilateral)	,000			Sig. (bilateral)	,696	
	N	5451	5451		N	16157	16157

** . La correlación es significativa al nivel 0,01 (bilateral).

Fuente: Elaboración propia.

En cualquier caso, entendemos que cuanto mayor sea la tasa de interés de la operación, mayores serán las dificultades que el cliente tenga a la hora de reembolsar el crédito haciendo efectivas sus cuotas. Por este motivo, aceptaremos todo estimador positivo relacionado con esta variable, en tanto en cuanto no produzca colinealidad alguna con otras variables dependientes como pueda ser el caso de la variable macroeconómica que recoge la información de los tipos de interés de la economía. Así ocurre en la aplicación de *credit scoring* de Bandyopadhyay (2008), en la que emplea la tasa de interés en una cartera de préstamos agrícolas en la India como una variable explicativa del fenómeno de impago.

- *Pronóstico del Analista de Crédito*

La labor y función del analista de crédito es determinante en el proceso de solicitud y concesión de un microcrédito. Las microfinanzas se han caracterizado por la ausencia de modelos estadísticos en lo que a medición del

riesgo de crédito se refiere, descargando toda la responsabilidad en el criterio de alguna forma subjetivo del analista de crédito sobre la concesión o rechazo del microcrédito. Schreiner (2000) concluye que los modelos estadísticos aún no son suficientes para la actividad microfinanciera, aunque argumenta que éstos pueden complementar (no sustituir) la decisión final del oficial de crédito. En nuestro parecer, creemos que, justo al contrario de Schreiner, la respuesta de una aplicación de *scoring* en las microfinanzas ya puede autosostenerse y que puede hacerse depender, entre otros factores, de la decisión subjetiva de la persona designada por la IMF para el estudio de toda solicitud de un préstamo.

El analista u oficial de crédito emite un juicio de valor en función a unas normas calificadoras de la SBS sobre los clientes y crédito en la situación actual. Se trata de un valor único sobre el máximo riesgo al que puede llegar el crédito desde su concesión hasta su vencimiento. Según la SBS, los valores pueden venir dados en los siguientes términos:

- Créditos vigentes. Se otorga esta calificación cuando se estima que:
 - Los deudores de los créditos estén clasificados como Normal o con Problemas Potenciales, como consecuencia de la evaluación por capacidad de pago;
 - El crédito original no vaya a sufrir cambios en las condiciones contractuales, que obedecen a dificultades en la capacidad de pago por más de una vez;
 - El deudor haya pagado por lo menos el veinte por ciento (20%) del capital de la deuda refinanciada o reestructurada.
 - El deudor demuestre capacidad de pago con respecto al nuevo cronograma del crédito mediante el pago puntual de las cuotas durante los dos (2) últimos trimestres. Para este efecto se considerará como pago puntual el cumplimiento de la obligación en la fecha establecida en el contrato.
- Créditos vencidos. Créditos de clientes clasificados en las categorías “dudoso” o “pérdida”.

- Créditos refinanciados. Créditos que por problemas en el pago hacen que los deudores sean reclasificados por la empresa o por esta Superintendencia.
- Créditos judiciales. Créditos que por impago se encuentran en cobranza judicial.
- Créditos castigados. Créditos que por impago se renegocian, donde el deudor trata de que le sea condonada parte de la deuda o aplicada una reducción sustancial de intereses.

Como puede apreciarse, esta clasificación está muy relacionada con la clasificación que se le da al cliente según la SBS, pero que, al fin y al cabo, depende del juicio de valor aportado por el analista para cada crédito llevado al estudio tras su solicitud.

Atendiendo a la clasificación de la SBS, la figura III.37 muestra cómo fueron pronosticados los créditos por los analistas de crédito en las dos carteras de microcréditos. Se observa una sustancial diferencia entre ambas entidades de microfinanzas.

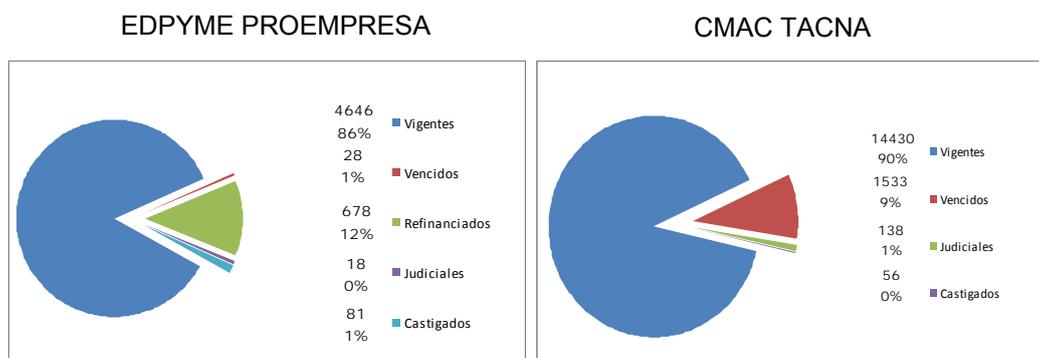


Figura III.37. Distribución de microcréditos según la variable Pronóstico del Analista de Crédito.

Fuente: Elaboración propia.

La figura III.38, donde se relaciona el comportamiento de pago en función de la presente variable independiente, muestra cierta separación entre microcréditos pagados e impagados.

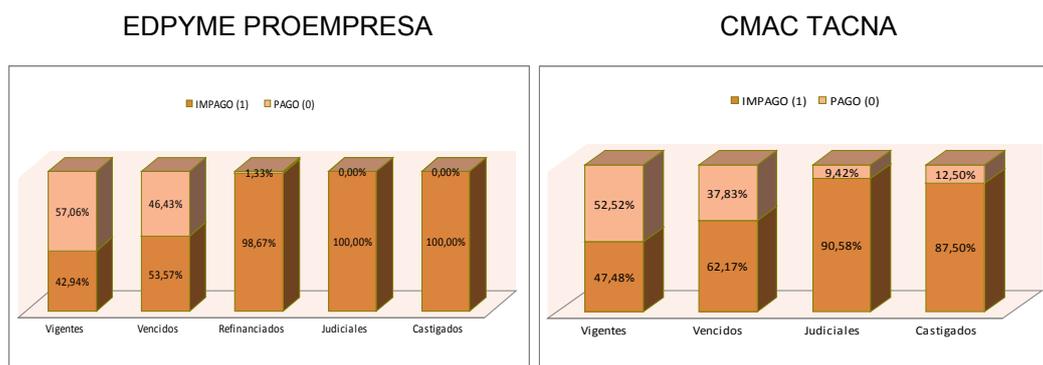


Figura III.38. Comportamiento en el pago según la variable Pronóstico del Analista de Crédito (1).

Fuente: Elaboración propia.

Con objeto de simplificar el tratamiento estadístico de las variables explicativas, se procedió a la agrupación de categorías de la variable politómica anteriormente presentada. Así, construimos una variable *dummy* con valor cero (0) para aquellos créditos pronosticados por el oficial de crédito sin problemas de impago, y de uno (1) para los créditos cuyo pronóstico considerara algún tipo de dificultad en el reembolso de la deuda (figura III.39).

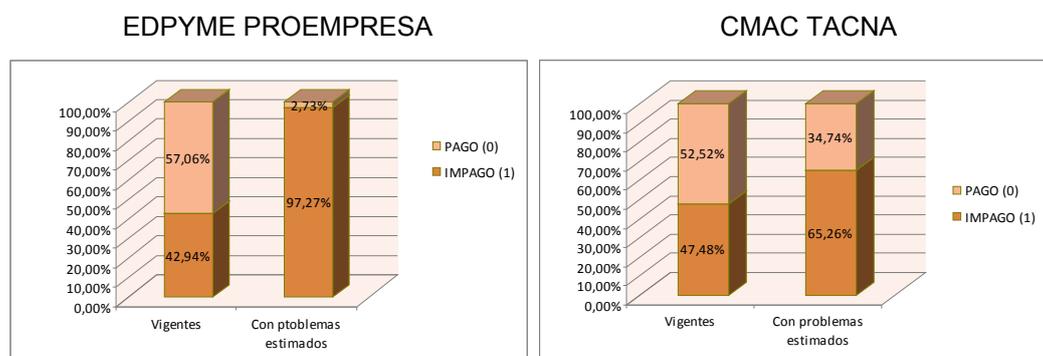


Figura III.39. Comportamiento en el pago según la variable Pronóstico del Analista de Crédito (2).

Fuente: Elaboración propia.

Finalmente, lo expuesto con anterioridad en términos de correlación entre variables dependiente e independiente queda corroborado con el análisis univariante mediante el coeficiente de correlación de Pearson, el cual nos indica una fuerte explicación del fenómeno de impago a través del pronóstico

subjetivo del oficial de crédito (tabla III.38). No cabe duda que, tal y como se encuentra definida la variable continente del pronóstico del oficial de crédito, esperamos un signo negativo en el estimador, pues ante un pronóstico favorable, ha de reducirse la probabilidad de impago.

Tabla III.38. *Correlación bivariada del Pronóstico del Analista de Crédito y la variable explicada.*

EDPYME PROEMPRESA				CMAC TACNA			
Correlaciones				Correlaciones			
		Y	VTOCRED_SBS			Y	VTOCRED_SBS
Y	Correlación de Pearson	1	-,386**	Y	Correlación de Pearson	1	-,110**
	Sig. (bilateral)		,000		Sig. (bilateral)		,000
	N	5451	5451		N	16157	16157
VTOCRED_SBS	Correlación de Pearson	-,386**	1	VTOCRED_SBS	Correlación de Pearson	-,110**	1
	Sig. (bilateral)	,000			Sig. (bilateral)	,000	
	N	5451	5451		N	16157	16157

** La correlación es significativa al nivel 0,01 (bilateral).

** La correlación es significativa al nivel 0,01 (bilateral).

Fuente: Elaboración propia.

- *Comisión del prestamista*

Se trata de una variable no muy utilizada en las aplicaciones de *credit scoring* en la literatura especializada sobre la medida del riesgo de crédito, aunque entendemos que puede contribuir en la explicación y pronóstico en el impago de un cliente de microcrédito.

La comisión por servicio se corresponde con la cantidad que la IMF cobra al cliente en concepto de apertura de la cuenta del cliente o de gastos de administración en que se incurre por la tramitación y control de la cuenta. Se suele cobrar por adelantado, minorando el importe en el desembolso, en caso de ser éste único, o bien sobre la cuantía de cada desembolso en caso de ser ésta la modalidad. Opinamos que una elevada comisión se aplica a un cliente cuya tramitación de la solicitud del crédito ha sido complicada por los cuantiosos análisis que la entidad hace en materia de riesgo. Esperamos, entonces, un signo positivo del estimador de la variable.

Esta variable fue solo considerada en la CMAC de Tacna, para la cual la tabla III.39 nos indica el grado de relación que ésta tiene con la dicotómica explicada.

Tabla III.39. *Correlación bivariada de la Comisión y la variable explicada.*

CMAC TACNA

Correlaciones

		Y	COMISION
Y	Correlación de Pearson	1	,103**
	Sig. (bilateral)		,000
	N	16157	16157
COMISION	Correlación de Pearson	,103**	1
	Sig. (bilateral)	,000	
	N	16157	16157

** . La correlación es significativa al nivel 0,01 (bilateral).

Fuente: Elaboración propia.

III.4.6. Variables macroeconómicas

Los modelos de *credit scoring* son estimados en el seno de cierto entorno donde puede considerarse el ciclo económico, por lo que resulta conveniente incluir variables representativas de factores externos o cambios de dicho entorno. En esta línea, entendemos que cambios significativos en el entorno macroeconómico pueden afectar a la validez de los modelos, al peso explicativo de ciertas variables, a la inclusión o rechazo de otras y, en general, a la capacidad predictiva de la insolvencia futura de los clientes de microcrédito. Es, por tanto, por lo que planteamos la introducción del ciclo económico mediante algunas variables explicativas del modelo de medición del riesgo de microcrédito.

Bellotti y Crook (2007) explican el riesgo de impago para una cartera de créditos de una entidad financiera del Reino Unido basándose, fundamentalmente, en variables macroeconómicas. Incluyeron información sobre los tipos de interés, el producto interior bruto, la tasa de desempleo, el índice de precios al consumo, un índice bursátil, el precio de la vivienda y un

indicador de renta fija en una aplicación de *credit scoring*, obteniendo resultados favorables en su propósito.

Teniendo en cuenta el corto plazo que, por término medio, tienen los microcréditos, estimamos conveniente realizar una asignación puntual al momento de la concesión del crédito, de la tasa de variación de cada una de las características macroeconómicas consideradas, según la duración del crédito. De acuerdo con lo referido, el cálculo de cada variable macroeconómica considerada responde a la siguiente expresión:

$$\Delta VM_{i,j} = \frac{VM_{i+j} - VM_i}{VM_i}$$

siendo:

$\Delta VM_{i,j}$: Tasa de variación de la variable macroeconómica considerada

VM : Variable macroeconómica considerada

i : Momento de la concesión del crédito

j : Duración del crédito

Con posterioridad, con objeto de hacer comparables los resultados, optamos por anualizar todas las tasas de variación obtenidas.

De acuerdo con la reseña bibliográfica anteriormente referida, la tabla III.40, recoge las variables utilizadas para reflejar los movimientos del ciclo económico. Tal y como puede apreciarse, no pudimos utilizar la variación anualizada en el índice de empleo para la CMAC de Tacna al no disponer de información de esta variable en ese periodo. Esto supuso que no contásemos con los datos origen sobre esta característica al no estar publicados en las fuentes de información utilizadas (Instituto Nacional de Estadística (INE) del Perú y la SBS).

Tabla III.40. *Variables Macroeconómicas.*

VARIABLE	DESCRIPCIÓN	EDPYME	CMAC
PIB	Tasa de variación anualizada del Producto Interior Bruto durante la vigencia del crédito.	✓	✓
IPC	Tasa de variación anualizada del Índice de Precios al Consumidor durante la vigencia del crédito.	✓	✓
IE	Tasa de variación anualizada del índice de empleo durante la vigencia del crédito.	✓	
TC	Tasa de variación anualizada de la Tasa de Cambio durante la vigencia del crédito.	✓	✓
TI	Tasa de variación anualizada de los Tipos de Interés durante la vigencia del crédito.	✓	✓
IGB	Tasa de variación anualizada del Índice General Bursátil durante la vigencia del crédito.	✓	✓
AGUA	Tasa de variación anualizada de la tarifa municipal de Agua durante la vigencia del crédito.	✓	✓
LUZ	Tasa de variación anualizada de la tarifa municipal de la Luz durante la vigencia del crédito.	✓	✓
TFNO	Tasa de variación anualizada de la tarifa del Teléfono durante la vigencia del crédito.	✓	✓

Fuente: Elaboración propia.

A continuación, ofrecemos una breve descripción de las características macroeconómicas utilizadas en el modelo de *credit scoring* para las dos organizaciones de microfinanzas en la República del Perú.

- *Producto Interior Bruto (PIB)*

Se conoce como "Producto Interior Bruto" a la suma de todos los bienes y servicios finales que produce un país o una economía producidos por empresas nacionales y extranjeras dentro del territorio nacional que se registran en un periodo determinado (generalmente un año).

Según se aprecia en la figura III.40, el PIB responde cíclicamente al comportamiento general de la economía. Las tasas de crecimiento interanuales del PIB indican que Perú viene consolidándose como una nación que crece con moderación, siendo un país en vía de desarrollo. La estructura y valor del PIB peruano no se ha visto demasiado alterado en años anteriores a 1995, hasta que en 1997 las tasas de crecimiento comenzaron a descender, debido en gran medida a los deficitarios números en el sector pesquero, arrastrado por los

efectos del fenómeno “El Niño” y, colateralmente, por la crisis asiática. Con posterioridad, la variación del PIB peruano se estabilizó, donde el crecimiento era atenuado aunque positivo. En 2005, Perú registraba las mejores tasas de variación del PIB de los últimos ocho años, alcanzando en ese mismo año la mejor tasa de crecimiento de toda su historia, cifrada en el 6,8%. Éste no fue sino el comienzo de una época de bonanza de la economía peruana, en línea con la tendencia de los mercados internacionales. Los principales factores de este crecimiento fueron la demanda interna y la inversión privada que, a su vez, propulsaron la economía del Perú a datos históricos en los años 2006 y 2007. En adelante, desde 2008 la tasa de variación del PIB comenzó a descender, reflejo de la crisis internacional actual.

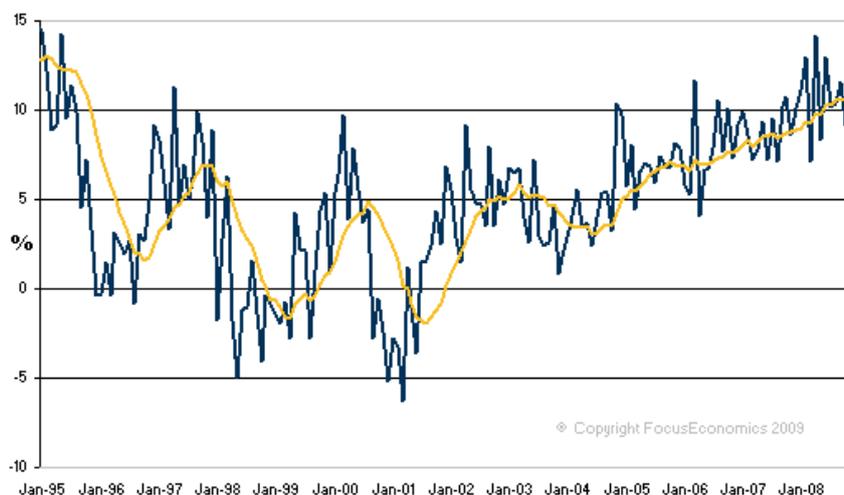


Figura III.40. Variación anual del Producto Interior Bruto (PIB).

Fuente: Banco Central de Reserva del Perú, Instituto Nacional de Estadística e Informática del Perú y cálculos de LatinFocus.

En lo que a la introducción de la variable macroeconómica en un modelo de *credit scoring* se refiere, no cabe duda que un incremento en la tasa de variación del PIB y, consecuentemente, un mejor estado de la economía en general debe reflejarse en unos mejores porcentajes de pago en las obligaciones crediticias, motivo por el cual esperamos un estimador negativo para esta variable.

- *Índice de Precios al Consumo (IPC)*

Se trata de un índice en el que se confrontan los precios de un conjunto de productos (“cesta”) determinados a partir de una encuesta sobre los presupuestos familiares realizada de forma continuada. El principal objetivo de este índice es el de medir la evolución de los bienes y servicios más representativos y requeridos como gasto de consumo en los hogares de una determinada región. El uso más importante que se le da a este índice es el de constituirse como indicador de inflación, definido como tasa de variación del IPC. Un proceso inflacionario acusado provoca que las familias pierdan poder adquisitivo, e incluso, un incremento del desempleo. Una forma de combatirlo consiste en establecer tipos de interés más altos.

La figura III.41 muestra la evolución de la inflación peruana para un horizonte temporal donde están la mayor parte de los créditos de nuestras muestras. Se observa una primera parte del periodo caracterizada por una notable inflación medida en términos anuales proveniente de la herencia de altas tasas hiperinflacionarias de finales de los ochenta y principios de los noventa. El empobrecimiento de la población, la anterior crisis financiera y las gestiones del gobierno en la década fueron las causantes de esta situación. A partir de entonces, mediante un programa de estabilización se consiguió llegar a cotas bajas de inflación, situándose la cifra anual en un 3,5% en diciembre de 2004, de acuerdo con el límite de inflación previsto por el Banco Central de la Reserva del Perú. Fueron aproximadamente seis años en los que la variación de los precios se mantuvieron estabilizados no superando la cifra del 4,5%. En los dos años siguientes (2005 y 2006) la inflación se redujo a niveles aún más bajos, no superando la media anual el 1,5% en ninguno de los casos, debido a la bajada de precios de numerosos bienes componentes de la “cesta de la compra”.

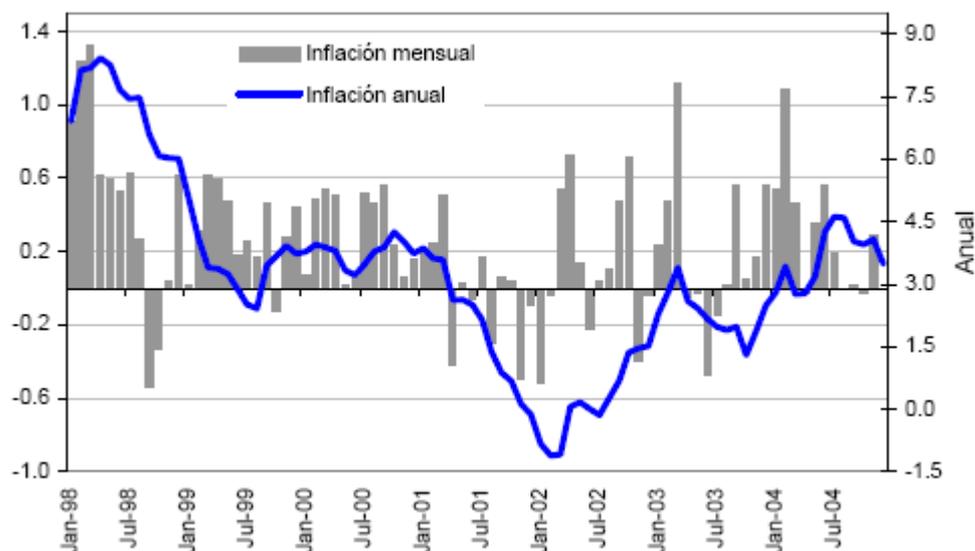


Figura III.41. Evolución de la inflación peruana (1998 – 2004).

Fuente: Ayala (2005)

Teniendo en cuenta las consecuencias negativas de una elevada inflación, es lógico pensar que una subida de la misma repercute negativamente sobre el reembolso de toda deuda contraída con terceros, con lo que cabe esperar un signo positivo del estimador de esta variable explicativa en el modelo de *scoring* para microfinanzas.

- *Índice de Empleo*

Se define como la razón entre la población ocupada y la población económicamente activa. El INEI de la República del Perú aporte los datos necesarios para el cálculo de la tasa de variación anualizada del índice de empleo introducida en el modelo de *credit scoring* para la EDPYME Proempresa. Al no disponer de información sobre este índice hasta el año 1997 tuvimos que desechar esta variable para la CMAC de Tacna.

Las figuras III.42 y III.43 registran la evolución del índice de empleo peruano. En ambas figuras se ha tomado el índice mensual de empleo para empresas de diez y más trabajadores por ser el índice publicado más acorde con el grupo de empresas objetivo de nuestro estudio. Añadir que en la primera

figura se toma como base la fecha de octubre de 1997 y, sin embargo, en la segunda es la fecha de mayo de 2004 el punto de referencia del índice.

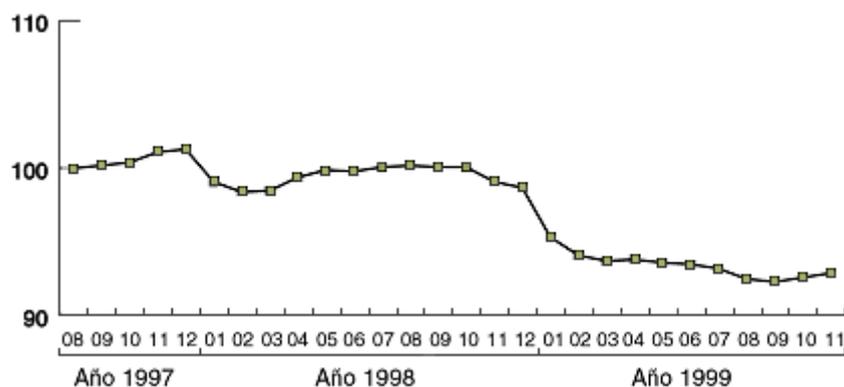


Figura III.42. Evolución del Índice de Empleo en Perú (1997 – 1999).

Fuente: GRADE. Grupo de analistas para el desarrollo.

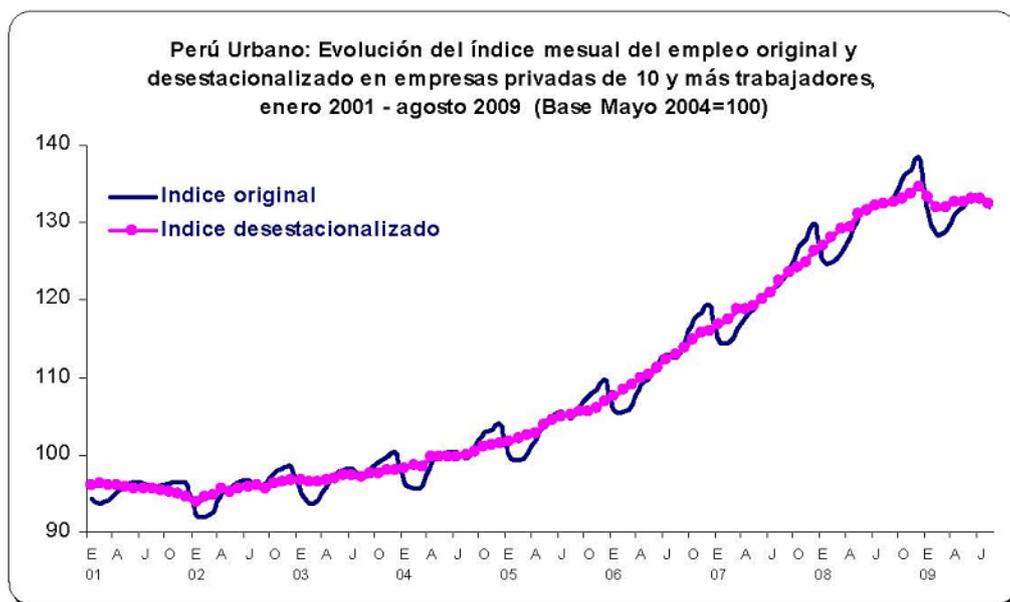


Figura III.43. Evolución del Índice de Empleo en Perú (2001 – 2009).

Fuente: MTPE – DNEFP. Encuesta Nacional de Variación Mensual del Empleo.

La crisis de los años noventa afectó con más dureza a las empresas pequeñas, lo cual tuvo su reflejo en la caída de los niveles de empleo a partir del segundo semestre de 1998. Desde entonces, una situación financiera frágil y un sistema financiero inestable provocaron unas posibilidades menores de financiación traducido en los niveles más bajos de empleo para los tres años

siguientes. En el año 2002, se comenzó a incrementar el nivel de actividad económica, lo que indujo al crecimiento progresivo del empleo, incrementándose de forma sostenida año tras año, esencialmente en los sectores extractivos, servicios e industria.

Desde un punto de vista técnico, a la hora de incluir la tasa de variación del índice de empleo de la economía peruana como variable explicativa, se espera que el signo del estimador correspondiente refleje un valor negativo. Tal suposición se basa en la creencia de que una variación al alza en el índice de empleo contribuye a la disminución de la probabilidad de impago.

- *Tasa de Cambio*

Representa la valoración de una divisa o moneda extranjera en unidades de la moneda nacional. Es habitual distinguir entre tipo de cambio real y nominal. El real hace referencia a la relación de intercambio de bienes y servicios de un país por los de otro, mientras que, objeto de nuestra investigación, el tipo de cambio nominal establece la relación de intercambio de la moneda de una nación por la moneda de otra. Este último es el que con mayor asiduidad se viene utilizando.

Como en casi todos los países del continente sudamericano, la coexistencia de la moneda nacional (nuevo sol) con el dólar americano es un hecho. En el Perú, la regulación existente desde principios de los años noventa admite la realización de transacciones económicas de todo tipo en moneda extranjera con una mayor facilidad. La tasa de cambio nominal es una variable que normalmente hace referencia a la cotización del dólar americano respecto al nuevo sol, es decir, cuántos nuevos soles son necesarios para adquirir un dólar norteamericano. Entendido así, un tipo de cambio evolucionado a la baja manifiesta una apreciación del nuevo sol frente al dólar.

La figura III.44 muestra la evolución del tipo de cambio en la mayor parte del horizonte temporal que comprende los créditos de las carteras analizadas.

Según lo sucedido en los últimos años de la década de los noventa, una evolución al alza en las tasas de cambio causada por un desfavorable entorno económico internacional supuso una fuerte depreciación de la moneda nacional frente al dólar americano. Por el contrario, a partir del año 2003, las bajadas en el tipo de cambio contribuyeron a tasas de decrecimiento explicadas en gran medida por un entorno externo favorable. Las condiciones financieras internacionales positivas y los buenos escenarios de intercambio favorecieron una liquidez abundante ligada a una baja aversión al riesgo por parte de los inversores extranjeros. Todo esto contribuyó a una abundancia de dólares en la economía peruana lo cual, en un contexto de tipo de cambio flexible, implicaba un debilitamiento del dólar frente a un fortalecimiento del nuevo sol.



Figura III.44. Evolución del Tipo de Cambio en Perú (1997 – 2007).

Fuente: Banco Central de la Reserva del Perú. Nota informativa N° 024-2007-BCRP.

Unas tasas mayores de variación en el tipo de cambio suponen que para la adquisición de un dólar americano se requiera un mayor número de nuevos soles y, según lo comentado, suponen también una depreciación de la moneda nacional frente al dólar americano. Siendo así, entendemos que una evolución al alza en la tasa de variación del tipo de cambio contribuirá a un incremento de la probabilidad de impago del cliente, aceptando de este modo un estimador con signo positivo relativo a la presenta variable.

- *Tasa de Interés*

Las tasas de interés son utilizadas para medir la rentabilidad de los ahorros o el coste de los créditos.

Los Bancos Centrales han optado por la subida de tipos de interés en las épocas en las que la economía crece con fuerza, mientras que en periodos de recesión económica se ha preferido una reducción en los tipos con la intención de reactivar la economía. Puesto que el horizonte de gestión para los consumidores adquirentes de bienes duraderos y de las empresas en sus gastos de inversión es el medio y largo plazo, aumentos en las tasas de interés disminuirán el consumo y la inversión. En consecuencia, algunos proyectos dejan de ser rentables y los medios para financiarse conllevan unos costes más elevados. Finalmente, el impacto en el consumo y la inversión se transmite al producto (Chumpitaz, 2006).

Centrados en la evolución de las tasas de interés en la República del Perú en el espacio de tiempo en el que transcurren los microcréditos de nuestras dos carteras, la figura III.45 muestra los valores de la tasa de interés interbancaria en términos reales y nominales en moneda nacional. En ella, puede apreciarse la estabilización de valores en los últimos años del horizonte de gestión en importes cercanos al 3% de tasas nominales, tras proceder de valores elevados de finales de la década de los noventa.

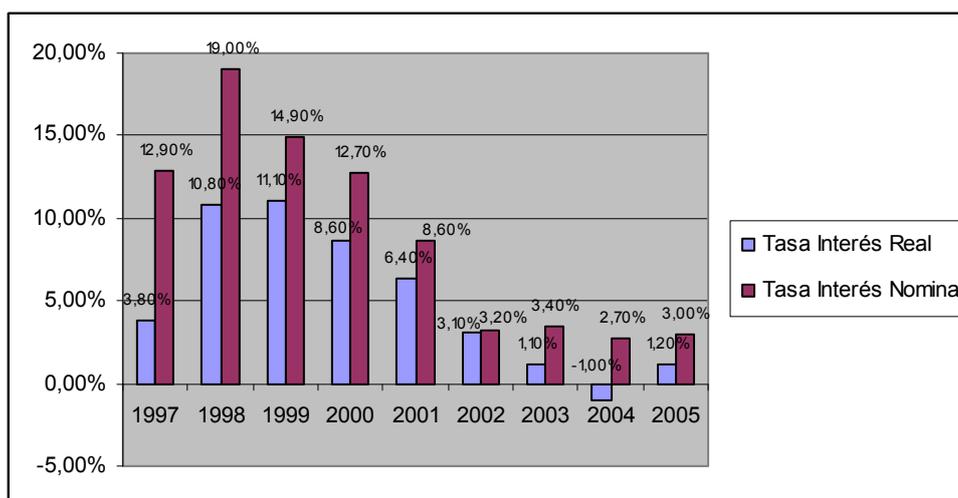


Figura III.45. Evolución de las Tasas de Interés en Perú (1997 – 2005).

Fuente: Elaboración propia a partir de Banco Central de la Reserva del Perú.

En nuestro caso, el interés se centra en la consideración de la tasa de variación en los tipos de interés en la duración de cada crédito con objeto de recoger el efecto que puede derivar en el impago del microcrédito. Bajo este aspecto, una subida de esta tasa de variación reflejará concesiones de préstamos ligados a intereses mayores, hecho que puede complicar el reembolso del crédito en los plazos estipulados. Según lo indicado, cabe esperar un signo positivo en el estimador de esta variable.

- *Índice General Bursátil*

Se ha tomado variable el índice general bursátil de la bolsa de valores de Lima, ya que es un indicador que mide el comportamiento del mercado bursátil del país. El índice toma su valor a partir de una cartera formada por las acciones más representativas en la negociación bursátil, elegidas en función de la frecuencia de negociación, cantidad de la misma y del número de operaciones. Éste incluye los sectores económicos agrario, industrial, minero, bancario, terciario, etc.

Entendemos que un índice bursátil representativo refleja con fidelidad el estado de la economía de una nación. Por estos motivos, estimamos oportuno

tener en cuenta la tasa de variación del índice general bursátil de la Bolsa de Valores de Lima como variable explicativa del modelo de *credit scoring*.

Si consideramos el periodo de tiempo de 1995 a 2005 (figura III.46), fechas en que se conceden los créditos de ambas carteras, podemos analizar algunos hechos ocurridos, en el comportamiento de estas carteras de créditos. En 1995, recién creada la actual plataforma de negociación electrónica ELEX¹⁵, la Bolsa partía de valores elevados procedentes de la inserción de la economía peruana en el libre mercado. Con la eliminación del déficit fiscal, la reducción de la tasa inflacionaria y la reinserción del país en el sistema financiero internacional, se consolidaron los valores del índice bursátil en cifras que no sufrían pronunciadas oscilaciones. A finales de la década de los noventa, la acentuada crisis financiera (Asia, Brasil y Rusia) y la crisis de políticas internas de la nación frenaron el crecimiento nacional. A partir de entonces, entrados ya en el nuevo siglo, el tratado de libre comercio con los Estados Unidos y las medidas adoptadas por cambios estructurales en el mercado supusieron un fuerte crecimiento del índice de valores, llegando a ser la Bolsa de Valores de Lima la más rentable del mundo en el año 2006.

¹⁵ Sistema tecnológico que sustituía a la negociación a viva voz.

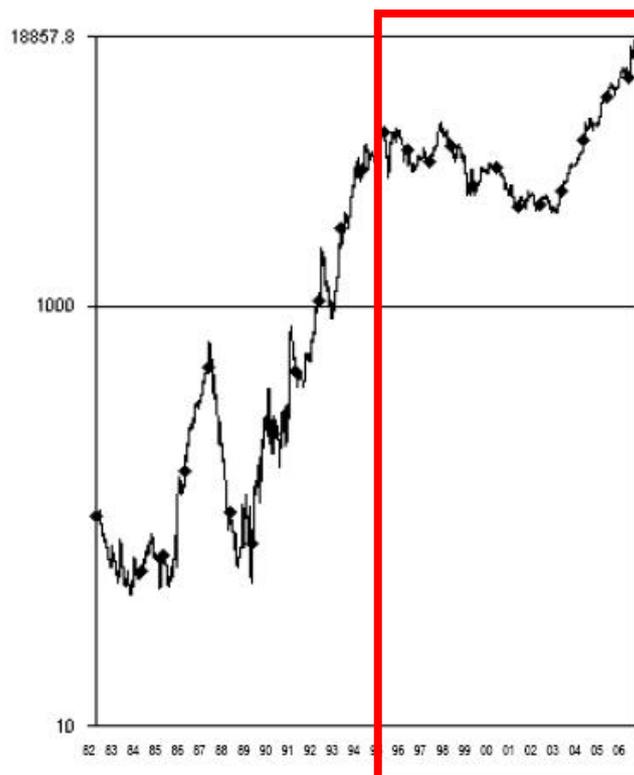


Figura III.46. Evolución del Índice General Bursátil (1982 – 2006)¹⁶.

Fuente: Informe Bursátil Abril 2006. Bolsa de Valores de Lima.

Por tanto, un cambio al alza en la variación del índice general bursátil, supone una mejora del estado de la economía, siendo éste, un factor que contribuye a reducir la probabilidad de impago. Así, el signo esperado del estimador de esta variable será negativo.

- *Tarifa Municipal del Agua, Electricidad Y Teléfono*

La inclusión de variables macroeconómicas en una aplicación de *credit scoring* se ve afectada por las características peculiares de las microempresas que desarrollan su actividad en el propio domicilio. Por tanto, consideramos oportuno emplear la tasa de variación de la tarifa municipal del agua, de la electricidad y del teléfono como variables independientes en las aplicaciones de *credit scoring* construidas para las dos entidades de microfinanzas de nuestra investigación.

¹⁶ El gráfico se encuentra representado en escala logarítmica.

Téngase en cuenta que, en microfinanzas, los clientes que tratan de acceder a los recursos financieros desempeñan la actividad productiva en el seno de la unidad familiar o, dicho de otro modo, en su domicilio. Según lo indicado, la justificación de la utilización de estas características se basa en un hecho fundamental, y es que, el agua, la electricidad y el teléfono son tres suministros de servicios muy ligados a la actividad productiva en la microempresa. El agua y la electricidad son usualmente necesarias para la producción, mientras que el teléfono se hace obligatorio para la comercialización y venta del producto final obtenido.

No cabe duda que una subida en la tarifa municipal de cualquiera de estos tres servicios afecta negativamente en la capacidad de pago del cliente y, por tanto, contribuye a incrementar la probabilidad de impago. Por consiguiente, se espera un signo positivo para el estimador de estas tres variables planteadas.

Para finalizar, las tablas III.41 y III.42 nos muestran las correlaciones bivariadas (Pearson) de las variables macroeconómicas definidas para la EDPYME Proempresa y para la CMAC de Tacna, respectivamente, con la variable dependiente considerada para el modelo. En ellos podemos apreciar la relación, a priori, existente entre el efecto del ciclo económico y el fenómeno que tratamos de explicar

Tal y como hemos reflejado, tenemos una lista de variables que tratan de explicar el suceso planteado en la investigación más amplia que la considerada en estudios anteriores del ámbito microfinanciero

Tabla III.41. *Correlación bivariada de las Variables Macroeconómicas empleadas para la EDPYME Proempresa y la variable explicada.*

Correlaciones				Correlaciones			
		Y	PIB			Y	IPC
Y	Correlación de Pearson	1	,072**	Y	Correlación de Pearson	1	-,111**
	Sig. (bilateral)		,000		Sig. (bilateral)		,000
	N	5451	5451		N	5451	5451
PIB	Correlación de Pearson	,072**	1	IPC	Correlación de Pearson	-,111**	1
	Sig. (bilateral)	,000			Sig. (bilateral)	,000	
	N	5451	5451		N	5451	5451

** . La correlación es significativa al nivel 0,01

** . La correlación es significativa al nivel 0,01

Correlaciones				Correlaciones			
		Y	IE			Y	TC
Y	Correlación de Pearson	1	,034*	Y	Correlación de Pearson	1	,352**
	Sig. (bilateral)		,011		Sig. (bilateral)		,000
	N	5451	5451		N	5451	5451
IE	Correlación de Pearson	,034*	1	TC	Correlación de Pearson	,352**	1
	Sig. (bilateral)	,011			Sig. (bilateral)	,000	
	N	5451	5451		N	5451	5451

*. La correlación es significante al nivel 0,05 (bilateral).

** . La correlación es significativa al nivel 0,01

Correlaciones				Correlaciones			
		Y	TI			Y	IGB
Y	Correlación de Pearson	1	-,234**	Y	Correlación de Pearson	1	-,075**
	Sig. (bilateral)		,000		Sig. (bilateral)		,000
	N	5451	5451		N	5451	5451
TI	Correlación de Pearson	-,234**	1	IGB	Correlación de Pearson	-,075**	1
	Sig. (bilateral)	,000			Sig. (bilateral)	,000	
	N	5451	5451		N	5451	5451

** . La correlación es significativa al nivel 0,01

** . La correlación es significativa al nivel 0,01

Correlaciones				Correlaciones			
		Y	AGUA			Y	LUZ
Y	Correlación de Pearson	1	-,089**	Y	Correlación de Pearson	1	-,210**
	Sig. (bilateral)		,000		Sig. (bilateral)		,000
	N	5451	5451		N	5451	5451
AGUA	Correlación de Pearson	-,089**	1	LUZ	Correlación de Pearson	-,210**	1
	Sig. (bilateral)	,000			Sig. (bilateral)	,000	
	N	5451	5451		N	5451	5451

** . La correlación es significativa al nivel 0,01

** . La correlación es significativa al nivel 0,01

Correlaciones			
		Y	TFNO
Y	Correlación de Pearson	1	-,397**
	Sig. (bilateral)		,000
	N	5451	5451
TFNO	Correlación de Pearson	-,397**	1
	Sig. (bilateral)	,000	
	N	5451	5451

** . La correlación es significativa al nivel 0,01

Fuente: Elaboración propia.

Tabla III.42. *Correlación bivariada de las Variables Macroeconómicas empleadas para la CMAC de Tacna y la variable explicada.*

Correlaciones				Correlaciones			
		Y	PIB			Y	IPC
Y	Correlación de Pearson	1	-,032**	Y	Correlación de Pearson	1	,062**
	Sig. (bilateral)		,000		Sig. (bilateral)		,000
	N	16157	16157		N	16157	16157
PIB	Correlación de Pearson	-,032**	1	IPC	Correlación de Pearson	,062**	1
	Sig. (bilateral)	,000			Sig. (bilateral)	,000	
	N	16157	16157		N	16157	16157

** . La correlación es significativa al nivel 0,01

** . La correlación es significativa al nivel 0,01

Correlaciones				Correlaciones			
		Y	TC			Y	TI
Y	Correlación de Pearson	1	-,036**	Y	Correlación de Pearson	1	,049**
	Sig. (bilateral)		,000		Sig. (bilateral)		,000
	N	16157	16157		N	16157	16157
TC	Correlación de Pearson	-,036**	1	TI	Correlación de Pearson	,049**	1
	Sig. (bilateral)	,000			Sig. (bilateral)	,000	
	N	16157	16157		N	16157	16157

** . La correlación es significativa al nivel 0,01

** . La correlación es significativa al nivel 0,01

Correlaciones				Correlaciones			
		Y	IGB			Y	AGUA
Y	Correlación de Pearson	1	,003	Y	Correlación de Pearson	1	-,161**
	Sig. (bilateral)		,678		Sig. (bilateral)		,000
	N	16157	16157		N	16157	16157
IGB	Correlación de Pearson	,003	1	AGUA	Correlación de Pearson	-,161**	1
	Sig. (bilateral)	,678			Sig. (bilateral)	,000	
	N	16157	16157		N	16157	16157

** . La correlación es significativa al nivel 0,01

** . La correlación es significativa al nivel 0,01

Correlaciones				Correlaciones			
		Y	LUZ			Y	TFNO
Y	Correlación de Pearson	1	,032**	Y	Correlación de Pearson	1	-,166**
	Sig. (bilateral)		,000		Sig. (bilateral)		,000
	N	16157	16157		N	16157	16157
LUZ	Correlación de Pearson	,032**	1	TFNO	Correlación de Pearson	-,166**	1
	Sig. (bilateral)	,000			Sig. (bilateral)	,000	
	N	16157	16157		N	16157	16157

** . La correlación es significativa al nivel 0,01

** . La correlación es significativa al nivel 0,01

Fuente: Elaboración propia.

III.5. CONSIDERACIONES FINALES

Una revisión bibliográfica de la literatura sobre *credit scoring* para instituciones de microfinanzas nos ha permitido comprobar que no existen muchos trabajos sobre el tema. Aproximadamente, hay una decena de publicaciones donde se han diseñado modelos de *scoring* para medir el riesgo

de crédito de estas entidades de microfinanzas, lo que supone que nos encontramos en un punto en el que aún queda mucho margen de investigación en esta línea.

La aportación más importante ha sido, a nuestro entender, definir las fases del proceso de concesión de un microcrédito en el seno de la institución de microfinanzas, a partir del cual hemos establecido las variables explicativas a tener en cuenta en el diseño de los modelos de *credit scoring*. A pesar de que cada modelo ha de construirse *ad hoc* a cada entidad evaluada, lo hacen sobre la base de un procedimiento que hemos podido comprobar que es genérico para las IMFs supervisadas por la SBS. Es por tanto por lo que dicho procedimiento puede erigirse como la práctica del mercado en el sistema financiero del Perú.

Condicionada al proceso de concesión del microcrédito, la selección de variables finales en este estudio se ha realizado considerando aquella información susceptible de incrementar o reducir la probabilidad de impago del cliente. Las variables explicativas de partida han sido agrupadas en tres grandes bloques: variables del cliente (cuantitativas y cualitativas), variables de la operación de préstamo y, por último, variables macroeconómicas.

La consideración de variables que incorporan la realidad macroeconómica es, a nuestro entender, un aspecto importante en esta investigación ya que la base de datos inicial de la cartera no las contemplaba, y su incorporación mejoró de forma significativa los resultados de los dos modelos planteados.

Si bien las muestras objeto de investigación son de un tamaño grande en cuanto al número de créditos que la integran, también hemos comprobado las limitaciones de información en numerosos créditos, lo que ha reducido considerablemente los tamaños muestrales definitivos para la estimación de los modelos y para su posterior validación.

Por tanto, en el capítulo siguiente desarrollaremos la metodología utilizada para el diseño del modelo de *credit scoring*. Asimismo, expondremos los resultados obtenidos en cuanto al porcentaje correcto de clasificación, las medidas de bondad del ajuste y la validación de los modelos obtenidos.

CAPÍTULO IV

MODELO DE *CREDIT SCORING* PARA INSTITUCIONES DE MICROFINANZAS

IV.1. Justificación y objetivos.

IV.2. Situación económica – financiera de la Institución de Microfinanzas.

IV.2.1. La EDPYME Proempresa.

IV.2.2. La CMAC de Tacna.

IV.3. Definición de incumplimiento. La variable dependiente.

IV.4. Aplicación estadística. Un modelo de regresión logística binaria.

IV.4.1. Estimación e interpretación del modelo.

IV.4.1.1. Estimación del modelo de *credit scoring* de la EDPYME Proempresa.

IV.4.1.2. Estimación del modelo de *credit scoring* de la CMAC de Tacna.

IV.4.2. Valoración de los modelos de *credit scoring*.

IV.4.3. Validación del modelo.

IV.4.3.1. Validación del modelo de *credit scoring* de la EDPYME Proempresa.

IV.4.3.2. Validación del modelo de *credit scoring* de la CMAC de Tacna.

IV.5. Consideraciones finales.

IV.1. JUSTIFICACIÓN Y OBJETIVOS

Al igual que en la banca comercial, en microfinanzas preguntas tales como: ¿conviene este cliente?, ¿cuál es el límite de crédito que debo aceptarle a su solicitud?, ¿qué tasa de interés debo cobrarle?, ¿como puedo reducir el riesgo de impago?, etc., son cuestiones que deben valorarse de forma adecuada.

Planteamos un método que pueda resolver el problema de una correcta clasificación de clientes fallidos y no fallidos. Para ello, diseñamos una metodología que analizará el riesgo de crédito en la concesión de microcréditos.

Por otra parte, un modelo de *credit scoring* para en una cartera de microcréditos que permita determinar la probabilidad de impago del cliente, hará posible la utilización de los métodos de cálculo de riesgo derivados de la normativa de Basilea II. En concreto, hablamos de la metodología de calificaciones internas propuesta por Basilea II, la cual recomienda a las instituciones financieras que desarrollen un modelo interno para el cálculo de riesgo y, por tanto, determine sus necesidades de capital y dotación de provisiones, y que desarrollaremos en el capítulo 5.

En consonancia con lo que acabamos de mencionar, el objetivo de este capítulo es, precisamente, ofrecer una metodología apropiada para la evaluación y medición del riesgo de impago en las IMF's y cuyos resultados sean válidos para la propuesta de una aplicación de negocio para estas entidades, en virtud de los modelos propuestos por la normativa bancaria de Basilea II. Para ello, hemos dividido el capítulo en tres puntos relacionados.

En el primer punto metodológico, damos a conocer la realidad de la situación económica y financiera de las dos entidades que serán objeto del estudio empírico realizado en este trabajo de investigación. La realización de esta labor nos ayudará en la determinación de los procesos y componentes de la aplicación de *credit scoring* diseñada para cada institución analizada, a la

vez que nos clarifica, en cierta medida, sus procesos disponibles para la evaluación y concesión de un microcrédito.

En el punto segundo, *ad hoc* a cada IMF analizada, definimos el fenómeno que se trata de explicar con la investigación empírica, es decir, la variable dependiente del modelo de *credit scoring*. Dicha variable la hemos definido como la probabilidad de que un cliente incurra en una situación de incumplimiento en el reembolso de su deuda en función del número de días de retraso en el pago que suponga un coste para la organización de microfinanzas. Conviene aclarar que la definición del incumplimiento no resulta ser la misma para todas las IMFs, con lo que nos reiteramos en la necesidad del estudio de la realidad económica y financiera de cada una de las entidades consideradas.

En el tercer y último punto, desarrollamos la aplicación estadística seleccionada para diseñar el modelo de *credit scoring*, según el objetivo planteado en este capítulo. Para ello, comenzaremos por la estimación de los modelos de cada una de las entidades. A continuación, realizaremos una valoración estadística de los resultados obtenidos en la estimación para, por último, concluir con la validación estadística que nos permita analizar los resultados obtenidos.

Finalmente, recogemos una serie de consideraciones finales planteadas para resumir las conclusiones de este capítulo, relacionándolas con el objetivo marcado para el quinto y último capítulo de la Tesis Doctoral.

IV.2. SITUACIÓN ECONÓMICA Y FINANCIERA DE LA INSTITUCIÓN DE MICROFINANZAS

Nos encontramos en un área poco estudiada en la investigación de microfinanzas, como es el de la evaluación del riesgo de crédito en las IMFs, ya

que es reducido el número de modelos de *credit scoring* desarrollados para entidades que otorgan microcréditos.

Dependiendo de la región o nación en la que las IMF's desempeñen su función e incluso, dentro del mismo país, también del tipo de IMF considerada, cabe señalar que no todas las entidades son iguales en su proceder del riesgo de crédito. Es, por tanto, por lo que entendemos que requisito previo al diseño de un modelo que mida el riesgo de impago, es indispensable conocer la realidad económica y financiera de la IMF que se pretende analizar.

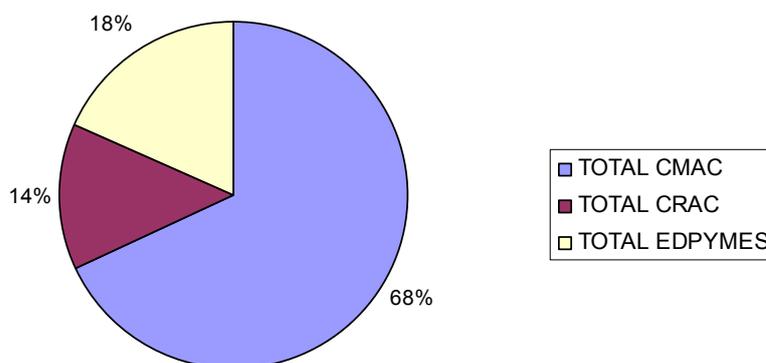
Por tanto, en el este epígrafe establecemos como objetivo conocer la situación económica y financiera de las entidades de microfinanzas durante el periodo de tiempo en el cual disponemos de información de las carteras de microcréditos.

Previo al comienzo del estudio individualizado para cada una de las entidades consideradas, conviene posicionar los tres tipos de empresas del sistema financiero peruano que conceden microcréditos. De este modo, según se aprecia en la tabla IV.1, las CMACs son las IMF's que contaban con un mayor número de créditos concedidos a pymes durante los años de 2001 a 2005¹. Por su parte, las EDPYMEs aún erigiéndose como entidades más jóvenes en cuanto a su creación y regulación por la SBS, han ido escalando en el ranking de la colocación de créditos a pymes, superando, incluso, a las CRACs.

¹ Las carteras de préstamos de nuestro estudio contienen créditos concedidos a pymes durante los años comprendidos entre 1997 y 2005, para el caso de la EDPYME y durante el período que comprende los años 1995 a 2005, en el caso de la CMAC. Sin embargo, únicamente hemos podido disponer de datos en la SBS desde el año 2001.

Tabla IV.1. *Saldo medio mensual de créditos a pymes en las IMFs.*

Empresas	Saldo Medio mensual
TOTAL CMAC	750.688
TOTAL CRAC	151.779
TOTAL EDPYMES	201.648
TOTAL	1.104.116



Fuente: Elaboración propia a partir de información obtenida en SBS

IV.2.1. La EDPYME Proempresa

Proempresa, como Entidad de Desarrollo de la Pequeña y Micro Empresa regulada en el sistema financiero peruano, inició sus actividades en el mes de enero de 1998. Como a todas las EDPYMES, no le estaba permitida la captación de depósitos, financiando sus operaciones mediante fuentes de recursos nacionales e internacionales. Su constitución fue llevada a cabo por el Instituto para el Desarrollo del Sector Informal (IDESI), una de las organizaciones no gubernamentales más grande y antigua del país en la década de los noventa.

Durante el periodo de tiempo que abarca nuestro estudio, Proempresa ha ejercido con un total de nueve sucursales; seis de ellas en la capital (Lima), y tres situadas en provincias del sur de Perú, gestionando una cartera de créditos equivalente a 9 millones de dólares americanos con un montante promedio de 978 dólares. Cabe destacar que la actividad principal de la entidad ha estado enfocada, fundamentalmente, al microcrédito individual. El hecho de

ejercer su función financiera mayoritariamente en la capital provoca que encuentre una fuerte competencia con las Cajas Municipales e, incluso, con los bancos que se encuentran descendiendo de nicho de mercado en el negocio de las microfinanzas, los cuales gozan de ventajas competitivas por las economías de escala que supone la captación de depósitos.

Si analizamos el posicionamiento de Proempresa dentro del contexto de actividad global de las EDPYMEs (tabla IV.2) atendiendo a la distribución del saldo medio mensual de créditos concedidos a pymes, puede observarse como la entidad mantiene una buena posición estratégica respecto del resto de empresas del mismo sector y naturaleza, por lo que entendemos que se trata de una cartera de microcréditos representativa en este tipo de IMFs.

Tabla IV.2. *Saldo medio mensual de créditos a pymes en las EDPYMEs. Periodo 2001-2005.*

Empresas	Saldo Medio mensual
EDPYME Edyficar	88.803
EDPYME Confianza	20.646
EDPYME Proempresa	20.568
EDPYME Crear Arequipa	18.197
EDPYME Crear Tacna	13.007
EDPYME Raíz	11.350
EDPYME Nueva Visión	5.726
EDPYME Crear Trujillo	5.154
EDPYME Pro Negocios	4.912
EDPYME Credivisión	4.555
EDPYME Crear Cusco	4.293
EDPYME Alternativa	3.106
EDPYME Solidaridad	3.036
EDPYME Efectiva	1.109
TOTAL EDPYMES	201.648

Fuente: Elaboración propia a partir de información obtenida en SBS

Aunque Proempresa presenta una correcta calidad en su cartera en comparación con el promedio de la industria de las EDPYMEs (figura IV.1), los riesgos a los que la entidad está expuesta son relativamente importantes. Es el caso del riesgo de crédito ante una posible devaluación de la moneda nacional, debido a que, mayoritariamente, los ingresos de los clientes de la institución se

producen en dicha moneda, y que los créditos son concedidos preferentemente en dólares americanos. Por otro lado, un sistema de recuperación deficiente (ausencia de un cobro estricto desde el primer día de morosidad) y un débil seguimiento posterior del crédito explican, en parte, la baja calidad crediticia de la cartera. Sin embargo, tal y como puede apreciarse en la figura IV.1, a partir del año 2004 se produce una disminución del porcentaje de la cartera en riesgo de Proempresa, debido, fundamentalmente, a la reducción del número de créditos que se encuentran en situación judicial de cobro. En este sentido, los ingresos percibidos por este concepto contribuyen a la mejora de la rentabilidad del período de la entidad. Además, también contribuye a este hecho la constitución de comités de crédito más participativos y con énfasis en la capacidad y voluntad de pago del cliente, los cuales se apoyan en manuales y procedimientos de créditos que incluyen una mejora de controles internos junto con una mayor responsabilidad y planificación a nivel de agencia.

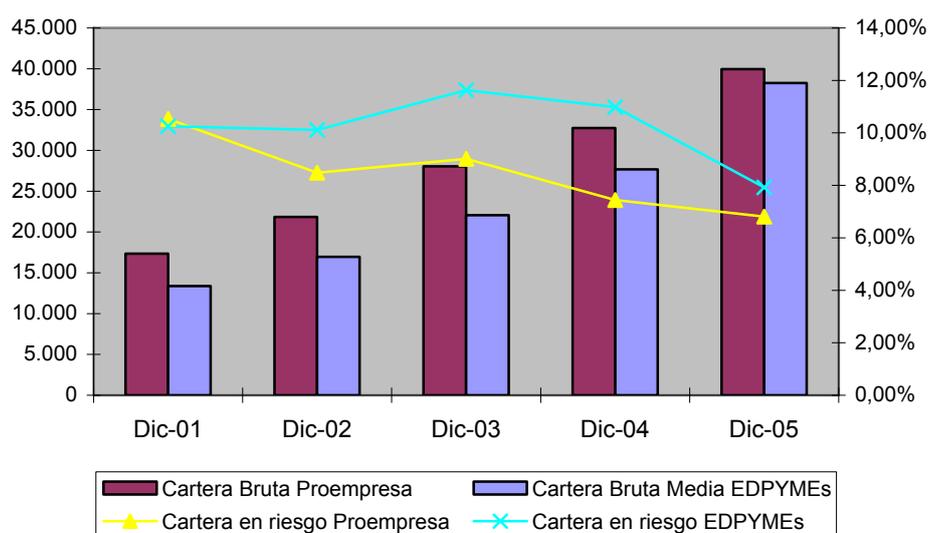


Figura IV.1. Cartera en riesgo de Proempresa Vs. EDPYMEs.²

Fuente: Elaboración propia a partir de información obtenida en SBS.

Por su parte, la figura IV.2 muestra la evolución del ratio de apalancamiento (cociente entre el pasivo exigible total y el capital social más

² **Cartera Bruta:** Importe de la totalidad de los créditos de la IMF. Incluye, por tanto, los créditos a Pymes, personales, hipotecarios, etc.

Cartera en riesgo: Porcentaje de la cartera bruta indicativo de los créditos que no han sido reembolsados en la fecha de vencimiento.

las reservas), comparando este indicador en Proempresa y en el sector EDPYMEs. Dicho indicador resulta ser sustancialmente más elevado en Proempresa debido, principalmente, al incremento de los pasivos. De lo expuesto parece deducirse que el endeudamiento de Proempresa es mayor respecto al resto de las EDPYMEs. Analizando las fuentes de financiación de la entidad, ha podido comprobarse que lo anteriormente comentado se debe a la diversificación de los orígenes de fondos, fundamentalmente de tipo extranjero (un 70% aproximadamente). Por este último motivo, la entidad no se ha visto necesitada de obtener recursos en moneda nacional con bancos locales, aunque, esto lo que supone es un riesgo crediticio potencial ante una eventual devaluación de la moneda.

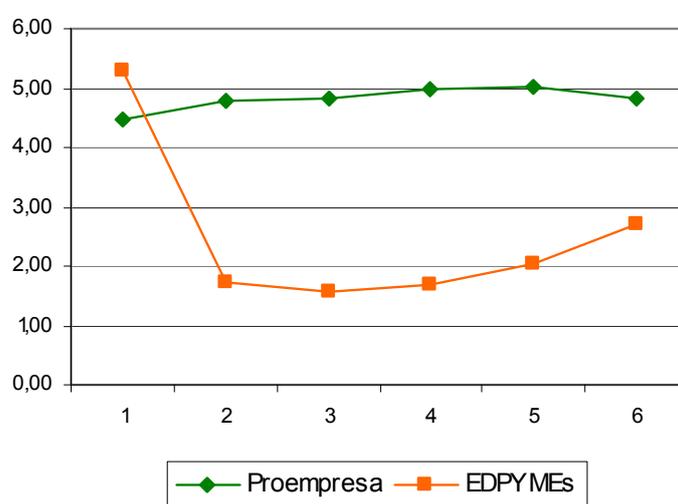


Figura IV.2. Apalancamiento de Proempresa Vs. EDPYMEs.

Fuente: Elaboración propia a partir de información obtenida en SBS.

Proempresa es una institución rentable que ha logrado incrementar su apalancamiento muy por encima de la media del sector, gozando, además, de un nivel de liquidez (figura IV.3) suficiente. Sin embargo, tal y como se comprueba en la figura IV.4, hasta el año 2004 ha mantenido cifras reducidas en sus márgenes operativos netos asociados al sensible deterioro de su cartera de créditos, acusando así una reducida eficiencia operativa.

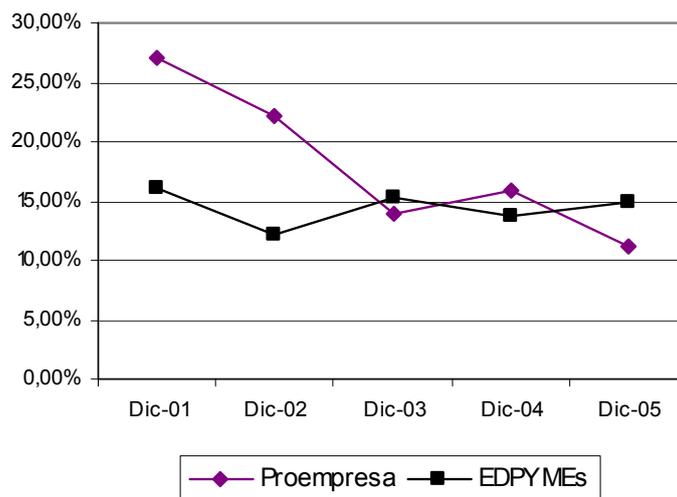


Figura IV.3. Liquidez de Proempresa Vs. EDPYMEs.

Fuente: Elaboración propia a partir de información obtenida en SBS.

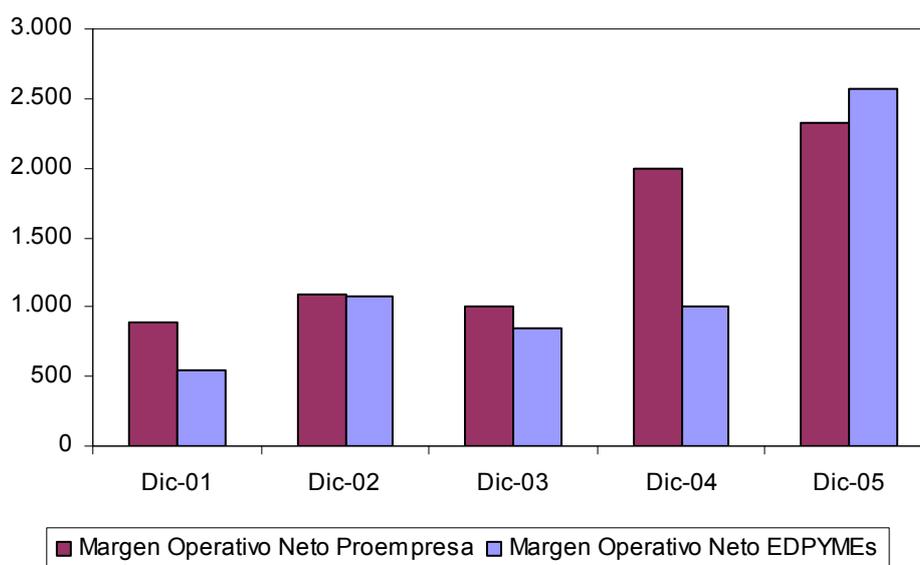


Figura IV.4. Margen Operativo Neto de Proempresa Vs. EDPYMEs.

Fuente: Elaboración propia a partir de información obtenida en SBS.

En relación con lo anterior, si analizamos el indicador de la rentabilidad financiera (ROE), comparativamente con el promedio del sistema EDPYME (figura IV.5), para el periodo considerado, comprobamos que Proempresa se encuentra por encima del promedio en rentabilidad. Aunque debemos apuntar que el ROE de Proempresa presenta cambios importantes en los últimos

periodos debido a fuertes ajustes contables tenidos en cuenta al contemplar partidas de ingresos y gastos que, con anterioridad, no se consideraban.

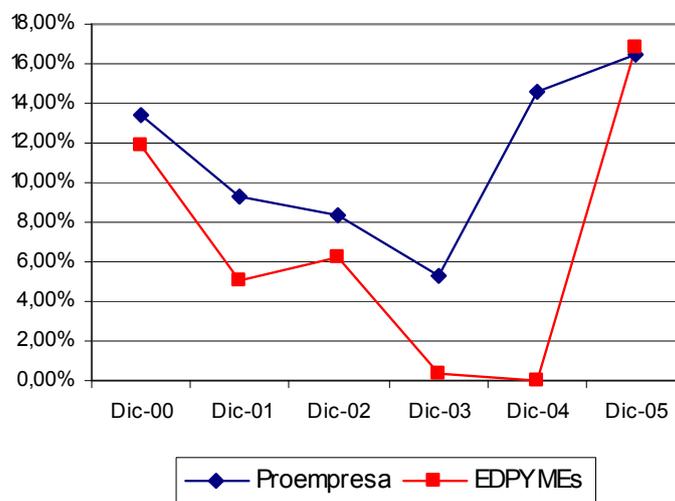


Figura IV.5. ROE Proempresa Vs. EDPYMEs.

Fuente: Elaboración propia a partir de información obtenida en SBS.

A continuación, y a modo de resumen, presentamos las fortalezas y debilidades reconocidas por la agencia de rating MicroRate en un informe de valoración crediticia del año 2004 para la EDPYME Proempresa:

Fortalezas

- Adecuado nivel de cualificación de la gerencia de la institución.
- Origen de recursos amplio y diversificado.
- Desde 2003, buen sistema informático con mejoras en indicadores de control interno.
- Claras estrategias gerenciales y coherentes con la visión de la institución.
- Manuales de procedimientos en la gestión del crédito.

Debilidades

- Deterioro de la cartera de créditos.
- Margen operativo neto reducido y constante.

- Alta rotación y baja productividad del personal de la empresa.
- Nicho de mercado muy competitivo con indicios de sobreendeudamiento.
- Accionariado concentrado en una ONG.

IV.2.2. La CMAC de Tacna

La Caja Municipal de Ahorro y Crédito de Tacna fue constituida y aprobada su formalización en la Resolución SBS N° 505 – 92, iniciando sus actividades ofreciendo créditos pignoratícios (predarios). Desde entonces, la entidad se encuentra regulada por el Banco Central de la Reserva del Perú y supervisada por la SBS. Dos años más tarde, en 1994, comenzó a ofrecer al público productos de ahorro en moneda nacional para convertirse en una entidad autosostenible y así poder emprender la concesión de créditos a la micro y pequeña empresa. También concedía créditos personales y ofrecía servicios de ahorro y crédito en moneda extranjera a la pequeña empresa. Además, conviene destacar que la principal fuente de financiación de la entidad está constituida por depósitos y obligaciones, manteniéndose una preferencia por las cuentas a plazo.

Tal y como se observa en la tabla IV.3, no puede decirse que la CMAC de Tacna sea una empresa líder dentro de su sector en materia de colocaciones de créditos. Sin embargo, podemos constatar que se trata de una entidad en la que la actividad financiera es constante y variada, hecho que nos insta a analizarla desde el punto de vista del riesgo de crédito en el presente trabajo de investigación.

Tabla IV. 3. *Saldo medio mensual de créditos a pymes en las CMACs. Periodo 2001-2005.*

Empresas	Saldo Medio mensual
CMAC Arequipa	162.947
CMAC Piura	142.382
CMAC Trujillo	96.178
CMAC Sullana	71.825
CMAC Cusco	65.891
CMAC Huancayo	51.589
CMAC Ica	38.918
CMAC Tacna	33.272
CMAC Paita	27.699
CMAC Del Santa	22.172
CMAC Maynas	21.513
CMAC Chincha	7.406
CMAC Pisco	6.963
TOTAL CMACs	748.509

Fuente: Elaboración propia a partir de información obtenida en SBS

En el desarrollo de las actividades financieras de ahorro y crédito, la CMAC de Tacna se enfrenta a una multitud de riesgos tanto externos, como puedan ser el riesgo país, macroeconómico y cambiario, así como riesgos internos propios de la entidad, como son el riesgo de crédito, de liquidez y operacional.

En lo que a la calidad de los activos se refiere, la figura IV.6 identifica el indicador relativo a la cartera en riesgo de la entidad en comparación con el promedio de la industria de las CMACs. Como puede apreciarse, el indicador se sitúa por debajo del promedio obtenido por el sector Cajas, manteniéndose constante la diferencia entre ambas. Además, observamos un pequeño crecimiento de la morosidad en el año 2004 debido, básicamente, al exceso de endeudamiento de los clientes de microcrédito. A finales de ese mismo año, la gerencia de la organización propuso una serie de medidas con la intención de controlar este deterioro de la cartera para que, así, los índices de rentabilidad no se vieran negativamente afectados. En este sentido, en un intento de controlar la morosidad, la CMAC de Tacna fundó el área de recuperaciones el cual trabaja en íntima sintonía con el área legal, donde cuenta con gestores de

cobro encargados de apoyar las labores y decisiones de los analistas de crédito.

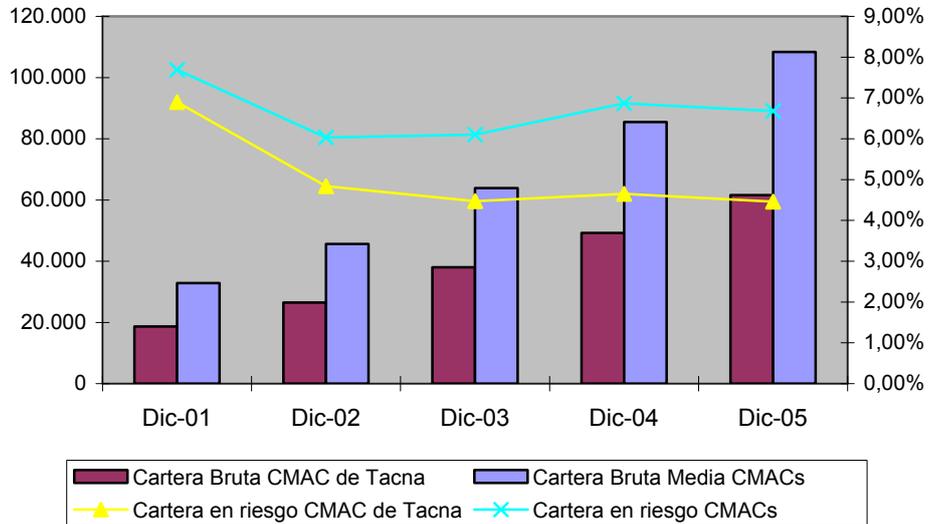


Figura IV.6. Cartera en riesgo de CMAC de Tacna Vs. CMACs.

Fuente: Elaboración propia a partir de información obtenida en SBS.

Durante el periodo analizado, los indicadores de liquidez (figura IV.7) de la institución se han mantenido estables y acordes con los indicadores medios de la industria de las CMACs. Conviene mencionar que los ratios de liquidez en moneda nacional y moneda extranjera se encuentran por encima de los niveles mínimos establecidos por la SBS, los cuales son del 8% para la moneda nacional y del 20% para la moneda extranjera.

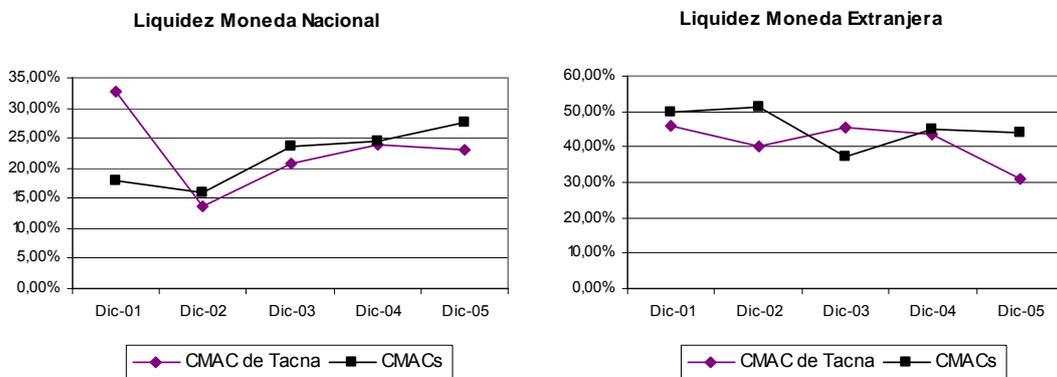


Figura IV.7. Liquidez de CMAC de Tacna Vs. CMACs.

Fuente: Elaboración propia a partir de información obtenida en SBS.

Por su parte, en la figura IV.8 podemos observar la evolución del apalancamiento de la CMAC de Tacna y del promedio del conjunto de Cajas Municipales. A este respecto, comentar que los incrementos del patrimonio neto producidos en la entidad bajo un acuerdo gerencial asumido en el año 2001 permitió una reducción del ratio de endeudamiento. Desde ese mismo año, la CMAC de Tacna cuenta con un crédito subordinado de COFIDE con vencimiento a 10 años. Junto con la ventaja que conlleva la inclusión de este préstamo en el patrimonio neto, la institución mantiene un compromiso de reinvertir el 75% de los beneficios, hecho que conduce a un fortalecimiento de su solvencia patrimonial. En comparación con el sector microfinanciero de las CMACs, la Caja Municipal de Tacna ha mantenido unos niveles de endeudamiento acorde con el valor promedio de estas últimas.

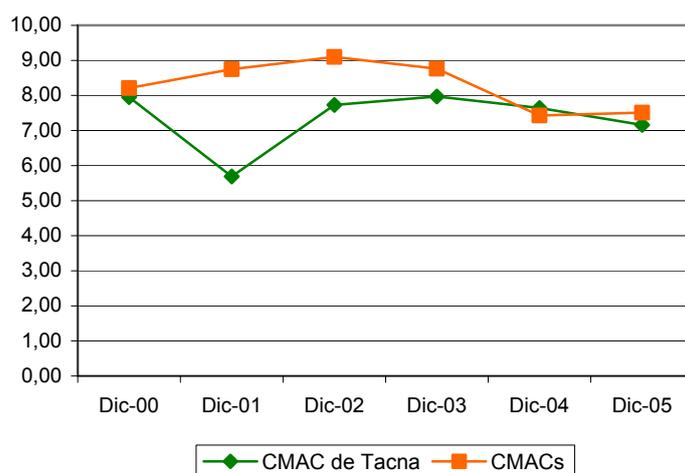


Figura IV.8. Apalancamiento de la CMAC de Tacna Vs. CMACs.

Fuente: Elaboración propia a partir de información obtenida en SBS.

Con la información comentada y tras realizar un breve repaso a la evolución de los márgenes operativos (figura IV.9) de la entidad en comparación con la industria de las CMACs, la figura IV.10 muestra cómo ha evolucionado el indicador de rentabilidad (ROE) durante el periodo de tiempo considerado.

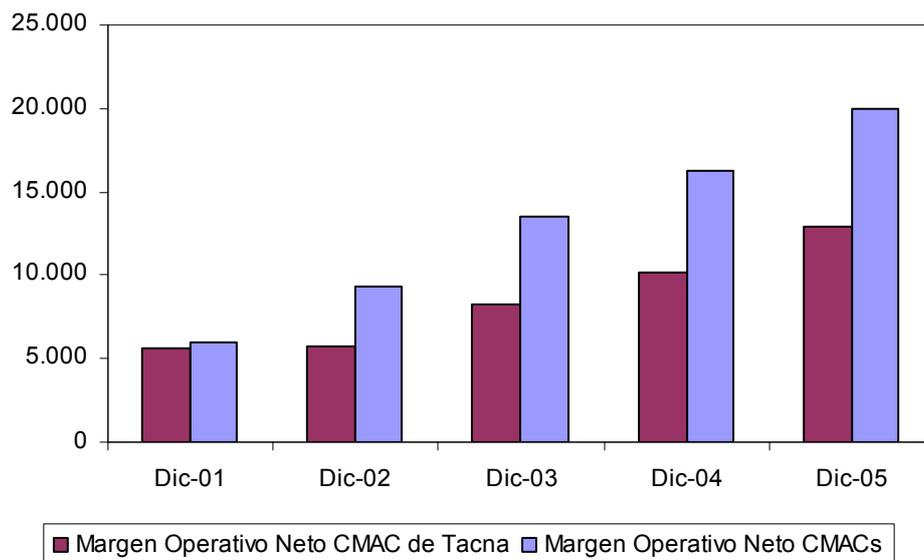


Figura IV.9. Margen Operativo Neto de la CMAC de Tacna Vs. CMACs.

Fuente: Elaboración propia a partir de información obtenida en SBS.

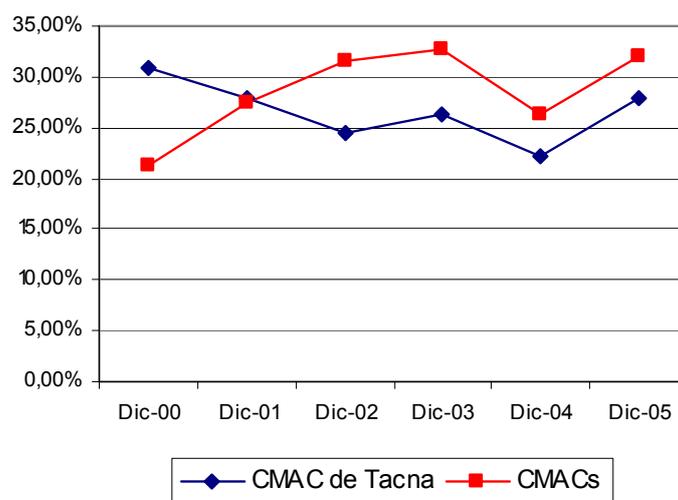


Figura IV.10. ROE Proempresa Vs. EDPYMEs.

Fuente: Elaboración propia a partir de información obtenida en SBS.

A modo de resumen, presentamos las fortalezas y debilidades reconocidas por la agencia de rating Equilibrium Clasificadora de Riesgo S.A. en un informe de valoración crediticia del año 2005 para la CMAC de Tacna:

Fortalezas

- Adecuados ratios de liquidez y niveles de morosidad.

- Gerencia profesional de la organización con experiencia.
- Fortalecimiento patrimonial.
- Expansión de sucursales.
- Diversificación hacia nuevos productos apropiados en el sector.

Debilidades

- Servicios financieros limitados en comparación con el sistema financiero en general.
- Concentración relativa de los titulares de los depósitos.
- Competencia por parte de la banca comercial.
- Exceso de endeudamiento de los clientes.

IV.3. DEFINICIÓN DE INCUMPLIMIENTO. LA VARIABLE DEPENDIENTE

En todo modelo de calificación estadística planteado bajo el cumplimiento de una serie de hipótesis, la variable dependiente recoge características e información real que dependen de la valoración de una serie de fenómenos o sucesos descritos en otras variables, en este caso, independientes. Puesto que se trata de una variable cuyo valor se determina dentro de un modelo económico a la hora de predecir, hablaremos de ella como variable endógena.

La variable dependiente en el modelo estadístico propuesto es única y dicótoma o *dummy* con un valor de uno (1) para los créditos que sufran un retraso en el pago y suponga un coste para la organización y cero (0) para los créditos sin retrasos en el pago con un coste añadido para la entidad.

Es necesario aclarar qué se entiende por “retraso en el pago que conlleve un coste para la organización”, ya que cada entidad de microfinanzas analizada ha de definir dicha variable dependiente. Este concepto, debe ir argumentado en función de una serie de aspectos que no entren en conflicto

entre sí, sino que, por el contrario, se vean complementadas. Así, en una correcta definición de lo que puede ser un retraso del prestatario en el pago de la/s cuota/s de un microcrédito, han de verificarse los siguientes puntos:

- El retraso percibido ha de ser real y no estimado, según fechas concretas marcadas en la contratación del crédito, en función del método estipulado para su amortización por las partes contratantes.
- El atraso ha de producirse en, al menos, una cuota de amortización del microcrédito.
- Todo retraso considerado ha de suponer un incremento en el coste para la entidad más que proporcional al habitual en caso de no producirse esta contingencia. Usualmente, estos incrementos suelen traducirse en costes administrativos, por el esfuerzo extra en términos monetarios que supone realizar un seguimiento y control del pago de un crédito cuyo reembolso mantiene un retraso.

En un modelo de calificación riesgo de morosidad para los créditos de una organización de microfinanzas en Bolivia, Schreiner (1999) define atraso costoso como un *“atraso de 15 días o más”*, sin argumentar los motivos en los que se basa para pronunciar tal afirmación.

Para la EDPYME Proempresa, el concepto de retraso en el pago que supone un coste añadido para la organización es aquel con un mínimo 30 días desde el vencimiento de, al menos, una cuota de amortización del microcrédito concedido a un determinado cliente. El plazo señalado respeta las premisas de retraso que conlleva coste para la organización. Al mismo tiempo, tomamos esta referencia temporal por indicación de la propia entidad y queda totalmente corroborado por los informes emitidos por la Agencia de Rating para Microfinanzas MicroRate, que considera como cartera en riesgo la compuesta por créditos atrasados en más de 30 días junto con los créditos refinanciados, es decir, los créditos sobre los cuales se ha pactado una nueva tasa de interés y un nuevo vencimiento.

Por lo que respecta a la CMAC de Tacna, Se considera el tiempo que delimita el atraso costoso del que no lo es en base a la propia experiencia en la

institución analizada. De acuerdo con las indicaciones de la entidad y con lo establecido por Schreiner (1999), consideramos los impagos con retraso que supone un coste para la organización a todos aquellos que superan los 15 días respecto a la fecha de reembolso de, al menos, una de las cuotas del préstamo.

Según se aprecia en la figura IV.11, la muestra total de la EDPYME determinada en el capítulo anterior alberga un 50,96% de microcréditos (en total 2.778) afectados por lo que hemos definido como retraso que supone un coste para la entidad. El resto, un 49,04 % (2.673 microcréditos), fueron atendidos al reembolso con no más de 30 días de demora y no suponiendo un incremento relevante en el coste administrativo de la entidad. Por su parte, con porcentajes similares de pago e impago, la cartera crediticia de la CMAC obtenida como muestra contenía un 50,62% de créditos impagados con un retraso de mínimo 15 días, es decir, 8.178, siendo el resto reembolsado en tiempo y forma acordado por las partes contratantes.

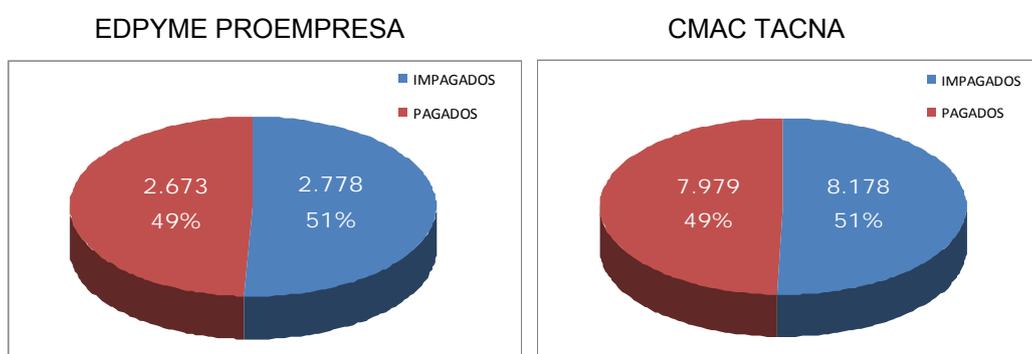


Figura IV.11. Distribución de los microcréditos en función de la variable dependiente.

Fuente: Elaboración propia.

Conviene aclarar que la evaluación realizada a través de un modelo de *credit scoring* viene referida al hecho de que el prestatario resuelva o no las obligaciones pendientes con la entidad de crédito y no la concesión o rechazo del crédito. De este modo, tal y como refieren la mayor parte de las investigaciones revisadas, entendemos que es objeto de nuestro estudio la valoración de la probabilidad de impago, sobre créditos concedidos. Ello no

quiere decir que si el *scoring* arrojase una probabilidad de impago elevada, necesariamente haya que rechazar el crédito.

IV.4. APLICACIÓN ESTADÍSTICA. UN MODELO DE REGRESIÓN LOGÍSTICA BINARIA

En el capítulo segundo, realizamos una revisión de la bibliografía de los modelos de *credit scoring* diseñados tanto para la banca comercial como para las IMFs. En dicho capítulo pudimos comprobar que la metodología más utilizada en la construcción de aplicaciones de *scoring* en microfinanzas se basa en modelos estadísticos no lineales, dadas las características que presentaban frente a los modelos y técnicas lineales.

La regresión logística es, probablemente, el método estadístico más utilizado en las Ciencias Sociales. Las principales razones de este argumento son:

- Permite introducir como variables predictoras (independientes) de la variable respuesta una combinación de variables categóricas y cuantitativas.
- Se considera una metodología flexible en el cumplimiento de las hipótesis iniciales de los modelos lineales.
- Aporta una metodología muy flexible a la hora de cumplir con las hipótesis rígidas establecidas por los modelos lineales.
- A partir de los coeficientes de regresión logística de las variables independientes en el modelo, se pueden obtener directamente los OR (Odds Ratio) de cada una de ellas, que corresponde al riesgo de tener el resultado o efecto evaluado para un determinado valor respecto al valor disminuido en una unidad. Y, dado que la variable independiente es cualitativa, la regresión logística sólo admite categóricas dicotómicas, de manera que la OR es el riesgo de los sujetos con un valor frente al riesgo de los sujetos con el otro valor para esa variable.

- Permite determinar la probabilidad de que ocurra el evento en cuestión como función de ciertas variables, que se presumen relevantes o influyentes sobre dicho evento.

Dado que la metodología empleada en el estudio empírico es el análisis de regresión logística, en adelante, vamos a desarrollar dicha técnica para cada una de las carteras de microcréditos analizadas en el presente trabajo de investigación.

IV.4.1. Estimación e interpretación del modelo

La regresión logística, en el desarrollo de los dos modelos de *credit scoring* para IMFs, permite calcular la probabilidad de que ocurra el impago del cliente de microcrédito como función de ciertas variables explicativas. De esta forma, si las k variables explicativas (independientes) se designan por x_1, x_2, \dots, x_k . El modelo de regresión logística puede formularse como:

$$\log\left(\frac{p}{1-p}\right) = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_k x_k \quad (26)$$

donde p es la probabilidad de ocurrencia del evento de interés, en nuestro caso, impago o *default*, y donde $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_k$ son los parámetros del modelo. Dado el valor de las variables independientes, la probabilidad señalada puede ser calculada directamente de la siguiente forma:

$$p = \frac{e^z}{1+e^z} = \frac{1}{1+e^{-z}}, \quad (27)$$

siendo:

$$Z = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_k x_k \quad (28)$$

Como puede apreciarse, se trata de encontrar una expresión del modelo como una función lineal de las variables explicativas, hecho que facilita la interpretación, aplicando la inversa de la función logística, es decir, el logit o logaritmo de la *odds* o ventaja de que un suceso ocurra, interpretado éste como la preferencia de elegir la alternativa uno de la variable respuesta frente a la alternativa cero.

Una vez formulado el modelo de regresión logística, el siguiente paso consiste en estimar sus parámetros, con objeto de determinar la probabilidad de que se produzca el suceso de impago. Dado que la variable dependiente es dicotómica, los errores no se distribuyen según una distribución normal, por lo que no es posible aplicar el método de mínimos cuadrados siendo, por tanto, el método de máxima verosimilitud el utilizado en estos casos. A este respecto, la máxima verosimilitud permite estimar el valor de los parámetros que maximizan la probabilidad de obtener el conjunto de observaciones (función de verosimilitud).

El siguiente paso consiste en la estimación de un modelo de regresión logística para cada una de las carteras de microcréditos disponibles, en primer lugar, la EDPYME Proempresa y, en segundo lugar, la CMAC de Tacna. Puesto que en ambas entidades hemos seguido el principio jerárquico de introducción de variables basado en el proceso de evaluación y concesión del microcrédito descrito en el capítulo anterior, mostraremos los pasos seguidos en la construcción de los modelos de *credit scoring* en función de las fases de dicho proceso.

IV.4.1.1. Estimación del modelo de *credit scoring* de la EDPYME Proempresa

Tal y como hemos indicado, la construcción de la aplicación de *credit scoring* para la EDPYME Proempresa ha sido realizada en función de su proceso de evaluación y concesión del microcrédito. A este respecto, no se pueden utilizar los procedimientos automáticos del software SPSS vs. 15 (hacia

delante –forward- o hacia atrás –backward-), ya que éstos no incorporan la norma jerárquica. Por tanto, debimos recurrir al procedimiento “Introducir”, el cual nos permite conducir el análisis en función de los resultados que va obteniendo. En esta línea, puede consultarse el diseño del modelo de *credit scoring* en los archivos relativos a las salidas o resultados del software SPSS adjuntados en el anexo 2 (informatizado) de la Tesis Doctoral.

Según lo comentado, el proceso que vamos a desarrollar indica los pasos seguidos en la construcción del modelo de *scoring* para la EDPYME Proempresa, asumiendo una serie de premisas:

Premisa 1: Nos establecemos como objetivo mostrar, para cada una de las fases del proceso de evaluación y concesión del microcrédito, las variables que intervienen en cada una de ellas, la situación relativa a la permanencia o exclusión en el modelo, así como, en caso de exclusión, el motivo por el cual ha sido desechada la variable.

Premisa 2: Los motivos de exclusión de variables en el proceso de construcción del *credit scoring* son: a) que la variable resulte ser estadísticamente no significativa y, b) que el signo obtenido en el estimador no concuerde con el esperado.

Premisa 3: Toda variable será aceptada siempre y cuando ésta sea estadísticamente significativa en función del valor de su parámetro y su nivel de significación, a la vez que el signo obtenido en el estimador concuerde con las hipótesis planteadas sobre el signo esperado para cada variable.

Premisa 4: En cada una de las fases del proceso, se ha procedido a introducir las variables individualmente, con la intención de detectar la correlación con alguna variable ya aceptada en alguna fase precedente.

Premisa 5: Para corroborar los resultados parciales según lo establecido en la premisa 4, hemos introducido de forma global y conjunta las variables intervinientes en cada una de las fases.

La tabla IV.4 nos muestra los resultados obtenidos en la aplicación logit diseñada para la variable que interviene en la fase 1. Al resultar estadísticamente significativa y al concordar el signo esperado con el obtenido, la variable zona permanece en el diseño del modelo a la espera de ser introducidas las variables que intervienen en la fase 2.

Tabla IV.4. *Fase 1 de la construcción del modelo de scoring de la EDPYME Proempresa.*

FASE DEL PROCESO DE EVALUACIÓN DEL MICROCRÉDITO	VARIABLE	SITUACIÓN	MOTIVO DE EXCLUSIÓN
FASE 1	ZONA	ACEPTADA	-

Fuente: Elaboración propia.

En la tabla IV.5 se muestra el resultado de introducir individualmente las variables que se interponen en la fase 2 del proceso de evaluación y concesión del microcrédito. En dicho cuadro se observa como las variables relativas a los créditos concedidos y rechazados con anterioridad a la solicitud del nuevo crédito quedan excluidas del modelo al presentar unos signos de los estimadores incoherentes respecto a los esperados inicialmente.

Tabla IV.5. *Fase 2 de la construcción del modelo de scoring de la EDPYME Proempresa.*

FASE DEL PROCESO DE EVALUACIÓN DEL MICROCRÉDITO	VARIABLE	SITUACIÓN	MOTIVO DE EXCLUSIÓN
FASES ANTERIORES	ZONA	ACEPTADA	-
FASE 2	ANTIGUO	ACEPTADA	-
	CRED_CONC	EXCLUIDA	Signo estimador
	CRED_CONC2	ACEPTADA	-
	CRED_DENEG	EXCLUIDA	Signo estimador

Fuente: Elaboración propia.

En la siguiente fase de la construcción del modelo de *scoring* expuesto en la tabla IV.6, se aprecia la influencia de las dos nuevas variables introducidas tras el análisis de la actividad económica desarrollada por el potencial cliente. Cabe destacar que el descarte de la variable que recoge información sobre el sector económico de actividad del negocio del cliente se debe a que dos de las cuatro categorías consideradas, resultaron ser estadísticamente no significativas. Igualmente, pudimos comprobar que el sector económico de actividad estaba correlacionado con la zona geográfica, hecho que parece bastante lógico al estar relacionados los sectores de actividad de producción y servicios con las sucursales de las zonas céntricas, mientras que la agricultura y comercio se ubicaban preferentemente en el extrarradio y zonas rurales.

Tabla IV.6. *Fase 3A de la construcción del modelo de scoring de la EDPYME Proempresa.*

FASE DEL PROCESO DE EVALUACIÓN DEL MICROCRÉDITO	VARIABLE	SITUACIÓN	MOTIVO DE EXCLUSIÓN
FASES ANTERIORES	ZONA	ACEPTADA	-
	ANTIGUO	ACEPTADA	-
	CRED_CONC2	ACEPTADA	-
FASE 3A	SECTOR	EXCLUIDA	No significativa
	DEST_CRED	ACEPTADA	-

Fuente: Elaboración propia.

La tabla IV.7 registra los resultados de introducir las variables resultantes de la revisión de las Centrales de Riesgos e historiales de créditos. Conviene mencionar que ninguna de las variables intervinientes en esta fase resultaron ser válidas para nuestro análisis, por lo que fueron desechadas por los motivos señalados en el cuadro 4.

Tabla IV.7. Fase 3B de la construcción del modelo de scoring de la EDPYME Proempresa.

FASE DEL PROCESO DE EVALUACIÓN DEL MICROCRÉDITO	VARIABLE	SITUACIÓN	MOTIVO DE EXCLUSIÓN
FASES ANTERIORES	ZONA	ACEPTADA	-
	ANTIGUO	ACEPTADA	-
	CRED_CONC2	ACEPTADA	-
	DEST_CRED	ACEPTADA	-
FASE 3B	CLAS_ENT	EXCLUIDA	Signo estimador
	CUOT_TOT	EXCLUIDA	Signo estimador
	CUOT_MORA	EXCLUIDA	Signo estimador
	MEDIA_MORA	EXCLUIDA	No significativa
	MORA_MAYOR	EXCLUIDA	No significativa

Fuente: Elaboración propia.

Las variables que subyacen de la inspección económica y financiera de la microempresa del cliente solicitante de microcrédito se muestran en la tabla IV.8, así como la influencia que tienen en el diseño del modelo de *credit scoring* para la EDPYME Proempresa. Respecto a las variables personales recogidas en el oportuno impreso por parte del analista de crédito, únicamente la referente a la situación laboral del cliente, resulta ser significativa y válida según el signo obtenido en el correspondiente estimador. En relación a los ratios derivados de la información recogida en la inspección económica y financiera de la microempresa u hogar del cliente, destacar que, dada la escasa información relativa a esta partida, un número escaso de ratios (únicamente dos) resultaron ser significativos en el modelo de *scoring* de la entidad, lo que nos hace pensar en la manifestación del fenómeno de la multicolinealidad en la información aportada por las variables construidas en forma de ratio. Finalmente, un ratio de liquidez y otro de endeudamiento resultaron significativos para un nivel de confianza del 95%. Cabe destacar que la variable “Antiguo” mantenía ya, en fases anteriores, valores del parámetro correspondiente cercanos a 0. El hecho de introducir las variables relativas a esta nueva fase del proceso de evaluación y concesión del microcrédito, ha provocado que la variable que refiere la antigüedad del prestatario como cliente de la institución, tornase el signo del estimador a valores positivos, motivo por el cual fue desechada del análisis.

Tabla IV.8. Fase 3C de la construcción del modelo de scoring de la EDPYME
Proempresa.

FASE DEL PROCESO DE EVALUACIÓN DEL MICROCRÉDITO	VARIABLE	SITUACIÓN	MOTIVO DE EXCLUSIÓN
FASES ANTERIORES	ZONA	ACEPTADA	-
	ANTIGUO	EXCLUIDA	Signo estimador
	CRED_CONC2	ACEPTADA	-
	DEST_CRED	ACEPTADA	-
FASE 3C	SEXO	EXCLUIDA	No significativa
	EDAD	EXCLUIDA	No significativa
	E_CIVIL	EXCLUIDA	No significativa
	SIT_LAB	ACEPTADA	-
	R1	EXCLUIDA	Signo estimador
	R2	EXCLUIDA	No significativa
	R3	ACEPTADA	-
	R4	ACEPTADA	-
	R5	ACEPTADA	-
	R6	EXCLUIDA	No significativa
	R7	EXCLUIDA	No significativa
R8	EXCLUIDA	No significativa	

Fuente: Elaboración propia.

La introducción de la variable que recoge la información de las garantías aportadas por el cliente (tabla IV.9) mejoró sustancialmente el porcentaje correcto en la clasificación de clientes al resultar significativa esta variable.

Tabla IV.9. Fase 4 de la construcción del modelo de scoring de la EDPYME
Proempresa.

FASE DEL PROCESO DE EVALUACIÓN DEL MICROCRÉDITO	VARIABLE	SITUACIÓN	MOTIVO DE EXCLUSIÓN
FASES ANTERIORES	ZONA	ACEPTADA	-
	CRED_CONC2	ACEPTADA	-
	DEST_CRED	ACEPTADA	-
	SIT_LAB	ACEPTADA	-
	R3	ACEPTADA	-
	R4	ACEPTADA	-
	R5	ACEPTADA	-
FASE 4	GARANT	ACEPTADA	-

Fuente: Elaboración propia.

De las variables observadas en la tabla IV.10, correspondientes a las características de la operación de préstamo, únicamente resultó ser válida para el modelo, aquella que recoge el pronóstico realizado por el analista de crédito sobre la situación del crédito a su vencimiento. En este sentido, según la cifra del estimador, destacamos la importancia que esta variable tiene al contribuir en la mejora de los créditos calificados correctamente. Entendemos que esta variable puede resumir la información contenida en otras variables, sobre todo, aquellas que son extraídas de la revisión de las Centrales de Riesgos e historiales de crédito. Respecto al resto de variables de esta fase, presumimos que no fueron significativas dada la fuerte multicolinealidad con variables ya aceptadas en fases precedentes de la elaboración del modelo de *credit scoring*.

Tabla IV.10. Fase 5 de la construcción del modelo de scoring de la EDPYME Proempresa.

FASE DEL PROCESO DE EVALUACIÓN DEL MICROCRÉDITO	VARIABLE	SITUACIÓN	MOTIVO DE EXCLUSIÓN
FASES ANTERIORES	ZONA	ACEPTADA	-
	CRED_CONC2	ACEPTADA	-
	DEST_CRED	ACEPTADA	-
	SIT_LAB	ACEPTADA	-
	R3	ACEPTADA	-
	R4	ACEPTADA	-
	R5	ACEPTADA	-
	GARANT	ACEPTADA	-
FASE 5	MONEDA	EXCLUIDA	No significativa
	MONTO	EXCLUIDA	Signo estimador
	MONTO_RECH	EXCLUIDA	No significativa
	DURACION	EXCLUIDA	Signo estimador
	INT_MENS	EXCLUIDA	No significativa
	VTOCRED_SBS	ACEPTADA	-

Fuente: Elaboración propia.

Por último, la consideración de las variables que describen el ciclo económico se recogen en la tabla IV.11. Se observa que sólo la tasa de variación del tipo de cambio viene a ser la única variable macroeconómica significativa. Como comentario general, decir que la información aportada por

distintas variables del entorno económico puede solaparse al seguir, habitualmente, la misma tendencia (de crecimiento o decrecimiento) en función del estado de la economía en el que nos encontremos. En consecuencia, la correlación entre estas características suele ser elevada, por lo que el número de variables tomadas como explicativas, suele ser reducido.

Tabla IV.11. *Fase 6 de la construcción del modelo de scoring de la EDPYME Proempresa.*

FASE DEL PROCESO DE EVALUACIÓN DEL MICROCRÉDITO	VARIABLE	SITUACIÓN	MOTIVO DE EXCLUSIÓN
FASES ANTERIORES	ZONA	ACEPTADA	-
	CRED_CONC2	ACEPTADA	-
	DEST_CRED	ACEPTADA	-
	SIT_LAB	ACEPTADA	-
	R3	ACEPTADA	-
	R4	EXCLUIDA	No significativa
	R5	ACEPTADA	-
	GARANT	ACEPTADA	-
	VTOCRED_SBS	ACEPTADA	-
FASE 6	PIB	EXCLUIDA	No significativa
	IPC	EXCLUIDA	No significativa
	IE	EXCLUIDA	Signo estimador
	TC	ACEPTADA	-
	TI	EXCLUIDA	No significativa
	IGB	EXCLUIDA	No significativa
	AGUA	EXCLUIDA	No significativa
	LUZ	EXCLUIDA	Signo estimador
	TFNO	EXCLUIDA	No significativa

Fuente: Elaboración propia.

Finalmente, el tratamiento de la base de datos de la cartera de microcréditos de la EDPYME Proempresa, mediante el módulo de Regresión Logística Binaria del software SPSS vs. 15, ofrece el resultado mostrado en la tabla IV.12, del cual se deriva la ecuación de puntuación Z (expresión 28) y la probabilidad de impago P (expresión 27), para cada uno de los acreditados de dicha cartera.

Tabla IV.12. *Variables de la ecuación en el modelo final de credit scoring para la EDPYME Proempresa.*

		Variables en la ecuación					I.C. 95,0% para EXP(B)		
		B	E.T.	Wald	gl	Sig.	Exp(B)	Inferior	Superior
Paso 1	ZONA(1)	-,498	,081	37,967	1	,000	,608	,519	,712
	SIT_LAB(1)	-1,693	,563	9,032	1	,003	,184	,061	,555
	R3	-3,062	,552	30,782	1	,000	,047	,016	,138
	R5	1,274	,275	21,399	1	,000	3,576	2,084	6,136
	CRED_CON2	-,070	,017	16,244	1	,000	,932	,901	,965
	DEST_CRED(1)	-1,088	,136	64,501	1	,000	,337	,258	,439
	GARANT(1)	-1,064	,083	166,253	1	,000	,345	,294	,406
	VTOCRED_SBS(1)	-4,356	,233	348,203	1	,000	,013	,008	,020
	TC	,241	,010	532,525	1	,000	1,273	1,247	1,299
	Constante	8,703	,639	185,375	1	,000	6022,226		

a. Variable(s) introducida(s) en el paso 1: ZONA, SIT_LAB, R3, R5, CRED_CON2, DEST_CRED, GARANT, VTOCRED_SBS, TC.

Fuente: SPSS. Elaboración propia.

$$Z = 8,703 - 0,498 ZONA - 1,693 SIT_LAB - 3,062 R3 + 1,274 R5 - 0,070 CRED_CON2 - 1,088 DEST_CRED - 1,064 GARANT - 4,356 VTOCRED_SBS + 0,241 TC \quad (29)$$

donde:

$$P (\text{Probabilidad de incumplimiento}) = \frac{1}{1 + e^{-Z}} \quad (30)$$

Las variables que intervienen en el modelo final de *credit scoring* las resumimos en la tabla IV.13. Puede apreciarse que el modelo final queda definido con variables que intervienen en prácticamente todas las fases del proceso de evaluación y concesión del microcrédito, destacando una mayor presencia de éstas en la fase relativa a la inspección económico-financiera de la microempresa. A la vista de los coeficientes del modelo, se observa que siete de las variables influyen negativamente en la probabilidad de que el cliente sea moroso, mientras que solamente dos de ellas contribuyen a incrementarla.

En relación con la significación estadística y signo de los coeficientes, todas presentan signo coherente de influencia en la variable explicativa y p-value inferiores al nivel crítico fijado en 0,05. Por tanto, todas las variables

independientes del modelo influyen en el comportamiento de pago del cliente del microcrédito.

Tabla IV.13. *Variables independientes del modelo de credit scoring de la EDPYME Proempresa.*

FASE DEL PROCESO DE EVALUACIÓN DEL MICROCRÉDITO	VARIABLE
FASE 1	ZONA
FASE 2	CRED_CONC2
FASE 3 A	DEST_CRED
	SIT_LAB
FASE 3 C	R3
	R5
FASE 4	GARANT
FASE 5	VTOCRED_SBS
FASE 6	TC

Fuente: Elaboración propia.

Destacar, también, que la variación anualizada del tipo de cambio correspondiente al grupo de las variables macroeconómicas, forma parte del modelo final de *scoring* para la EDPYME Proempresa, es decir, que el ciclo económico influye en la valoración del riesgo de impago de un cliente de microcrédito.

En un modelo de regresión lineal, el valor del coeficiente de regresión asociado a cada variable independiente representa la cantidad de cambio en el valor de la variable dependiente pronosticada por cada unidad de variación en la variable independiente. En un modelo de regresión logística, dada la naturaleza de la función de distribución, no ocurre así. Sin embargo, dividiendo la probabilidad de uno de los sucesos (incumplimiento) por su probabilidad complementaria (pago), se obtiene la *ventaja (odds)* del suceso $Y = 1$ frente al suceso $Y = 0$. Dicho de otra forma, la *odds* se define como el cociente entre la probabilidad de impago y la probabilidad de pago. Si nos fijamos en la tabla IV.14, observamos que en los resultados de la regresión logística se obtiene, junto al valor del coeficiente de regresión o parámetro (β), el valor de $EXP(\beta)$.

Dicho valor hace referencia a la *odds ratio* de cada variable que, para la EDPYME Proempresa interpretamos en la tabla IV.14. Para el caso de las variables independientes politómicas, la *odds ratio* representa el factor de cambio en la *odds* o ventaja de que ocurra el suceso cuando el sujeto pertenece a la categoría representada por la correspondiente variable ficticia, frente al hecho de que el individuo pertenezca a la categoría de referencia, que suele ser la primera modalidad de la variable categórica original. Por otro lado, cuando se trata de una variable explicativa continua, la *odds ratio* se interpreta como la variación en la *odds* de que ocurra el evento ante un cambio unitario en la variable, aunque en muchas variables independientes de tipo continuo que se incluyen en los modelos de regresión logística, es más relevante empíricamente considerar la influencia de un cambio de *c* unidades en la variable, siendo la *odds ratio* asociada:

$$\hat{\Psi}_{x_j+c.x_j} = \exp(c\hat{\beta}_j) \quad (31)$$

Tabla IV.14. Interpretación de los *odds ratio* del modelo de *credit scoring* de la EDPYME Proempresa.

VARIABLE	exp(Beta)	Interpretación
ZONA	0,608	Solicitar el crédito en una oficina de una zona céntrica (frente a una oficina del extrarradio) disminuye la probabilidad relativa de impago frente al pago en un 39,2%
SIT_LAB	0,184	Ser propietario de una microempresa (frente a no serlo) disminuye la probabilidad relativa de impago frente al pago en un 81,6%
R3	0,047	Cada 1% adicional de ratio de liquidez disminuye la probabilidad relativa de impago frente al pago en un 9,53%
R5	3,576	Por cada 1% adicional del ratio de endeudamiento la probabilidad relativa de impago frente al pago aumenta en un 27,76%
CRED_CON2	0,932	Cada crédito concedido en el año anterior disminuye la probabilidad relativa de impago frente al pago en un 6,8%
DEST_CRED	0,337	Destinar el crédito a capital de trabajo (frente a destinarlo a la adquisición de un activo fijo), disminuye la probabilidad relativa de impago frente al pago en un 66,3%
GARANT	0,345	Aportar una declaración jurada de bienes como garantía del préstamo (frente a aportar garantías reales), disminuye la probabilidad relativa de impago frente al pago en un 65,5%
VTOCRED_SBS	0,013	El que el analista pronostique el crédito como vigente a su vencimiento (frente a pronosticar problemas en su reembolso), disminuye la probabilidad relativa de impago frente al pago en un 98,7%
TC	1,273	Incrementar un 1% la tasa de variación anualizada de la tasa de cambio, aumenta la probabilidad relativa de impago frente al pago en un 0,38%

Fuente: Elaboración propia.

IV.4.1.2. Estimación del modelo de *credit scoring* de la CMAC de Tacna

Análogamente al diseño de la aplicación de *credit scoring* para la EDPYME Proempresa, mantenemos las mismas premisas enunciadas en la construcción del modelo de *scoring* para la CMAC de Tacna. De igual modo, tal y como se indicó con anterioridad, asumimos que las fases del proceso de evaluación y concesión del microcrédito también coinciden. Por tanto, basándonos en la información sobre las variables de la Caja Municipal descritas en la tabla III.8 procedemos a describir, paso a paso, la construcción del modelo de *credit scoring* para esta entidad de microfinanzas. Bajo esta consideración, pueden consultarse los pasos seguidos en el diseño de la aplicación de *credit scoring* en el anexo 2 (informatizado) del presente trabajo de investigación.

Si analizamos la tabla IV.15, se observa que partimos de la fase 2 del proceso de evaluación y concesión del microcrédito al no disponer de información suficiente relativa a la zona geográfica de la agencia o sucursal que concede el microcrédito. Por otro lado, respecto a las variables que surgen en la segunda fase del proceso, comprobamos que la característica que recoge información sobre la antigüedad del prestatario como cliente de la IMF, a pesar de obtener un resultado significativo de su parámetro, decidimos desecharla del modelo de *scoring* al no coincidir su signo con el esperado en las hipótesis planteadas inicialmente. Por su parte, también fueron descartadas las variables relativas a los créditos concedidos con anterioridad y aquella que indica la relación que mantiene el cliente con la entidad de microfinanzas. Sin embargo, la variable explicativa “créditos concedidos en el último año” si resultó ser significativa con un nivel de confianza del 95%.

Tabla IV.15. Fase 2 de la construcción del modelo de scoring de la CMAC de Tacna.

FASE DEL PROCESO DE EVALUACIÓN DEL MICROCRÉDITO	VARIABLE	SITUACIÓN	MOTIVO DE EXCLUSIÓN
FASE 2	ANTIGUO	ACEPTADA	Signo estimador
	CRED_CONC	EXCLUIDA	No significativa
	CRED_CONC2	ACEPTADA	-
	REL_IMF	EXCLUIDA	No significativa

Fuente: Elaboración propia.

Manteniendo la variable significativa de la fase anterior, incorporamos las dos siguientes predictoras pertenecientes a la fase 3A del proceso de evaluación y concesión del microcrédito en la CMAC de Tacna. La tabla IV.16 indica que la variable indicativa del sector económico de actividad de la microempresa del solicitante del préstamo no resultó ser significativa, por lo que optamos por suprimirla del proceso de construcción del modelo de *scoring*.

Tabla IV.16. Fase 3A de la construcción del modelo de scoring de la CMAC de Tacna.

FASE DEL PROCESO DE EVALUACIÓN DEL MICROCRÉDITO	VARIABLE	SITUACIÓN	MOTIVO DE EXCLUSIÓN
FASES ANTERIORES	CRED_CONC2	ACEPTADA	-
FASE 3A	SECTOR	EXCLUIDA	No significativa
	DEST_CRED	ACEPTADA	-

Fuente: Elaboración propia.

El siguiente cuadro (IV.17), indica que, tras introducir las variables influyentes en el análisis de las Centrales de Riesgos e historiales de crédito, solamente la variable dicotómica indicativa de la clasificación del cliente según la SBS, a pesar de ser estadísticamente significativa, fue descartada para formar parte del modelo, dada la incoherencia del signo obtenido del estimador. Pensamos que este hecho puede deberse al tratamiento que le dimos a la variable en su definición, al considerar los clientes nuevos dentro de la categoría de clientes normales.

Tabla IV.17. Fase 3B de la construcción del modelo de scoring de la CMAC de Tacna.

FASE DEL PROCESO DE EVALUACIÓN DEL MICROCRÉDITO	VARIABLE	SITUACIÓN	MOTIVO DE EXCLUSIÓN
FASES ANTERIORES	CRED_CONC2	ACEPTADA	-
FASE 3B	CLAS_SBS	EXCLUIDA	Signo estimador
	CUOT_TOT	ACEPTADA	-
	CUOT_MORA	ACEPTADA	-
	MORA_MAYOR	ACEPTADA	-

Fuente: Elaboración propia.

En el momento en que el analista de crédito inicia la inspección económica y financiera de la microempresa del cliente, toma los correspondientes datos personales de éste, entre los cuales el género, edad, estado civil y situación laboral, información disponible en nuestra base de datos. De todas ellas, la edad del cliente se erige como única variable significativa y aceptada para continuar en el análisis. A continuación, procedimos a introducir los ratios derivados de la información económica y financiera captada por el analista de crédito, de los cuales, tal y como se indica en la tabla IV.18, solamente dos de ellos respetaban las premisas de aceptación de variables.

Según se observa en la tabla IV.19, la introducción de las garantías necesarias para la formalización del contrato de préstamo supuso una mejora en el poder de predicción del modelo, en el que se pudo comprobar que la consideración de la variable incrementaba el porcentaje correcto de clasificación de créditos.

En la siguiente fase se identifican las variables propias de la operación de préstamo (tabla IV.20). De todas ellas, resultaron significativas aquellas que refieren el tiempo de atención del analista de crédito a la solicitud de préstamo, la cantidad desembolsada, la duración y la comisión cobrada por la entidad.

Tabla IV.18. Fase 3C de la construcción del modelo de scoring de la CMAC de Tacna.

FASE DEL PROCESO DE EVALUACIÓN DEL MICROCRÉDITO	VARIABLE	SITUACIÓN	MOTIVO DE EXCLUSIÓN
FASES ANTERIORES	CRED_CONC2	ACEPTADA	-
	CUOT_TOT	ACEPTADA	-
	CUOT_MORA	ACEPTADA	-
	MORA_MAYOR	ACEPTADA	-
FASE 3C	SEXO	EXCLUIDA	No significativa
	EDAD	ACEPTADA	-
	E_CIVIL	EXCLUIDA	No significativa
	SIT_LAB	EXCLUIDA	No significativa
	R1	EXCLUIDA	No significativa
	R2	EXCLUIDA	Signo estimador
	R3	EXCLUIDA	Signo estimador
	R4	ACEPTADA	-
	R5	ACEPTADA	-
	R6	EXCLUIDA	No significativa
	R7	EXCLUIDA	No significativa
	R8	EXCLUIDA	Signo estimador
	R9	EXCLUIDA	No significativa

Fuente: Elaboración propia.

Tabla IV.19. Fase 4 de la construcción del modelo de scoring de la CMAC de Tacna.

FASE DEL PROCESO DE EVALUACIÓN DEL MICROCRÉDITO	VARIABLE	SITUACIÓN	MOTIVO DE EXCLUSIÓN
FASES ANTERIORES	CRED_CONC2	ACEPTADA	-
	CUOT_TOT	ACEPTADA	-
	CUOT_MORA	ACEPTADA	-
	MORA_MAYOR	ACEPTADA	-
	EDAD	ACEPTADA	-
	R4	ACEPTADA	-
	R5	ACEPTADA	-
FASE 4	GARANT	ACEPTADA	-

Fuente: Elaboración propia.

Tabla IV.20. Fase 5 de la construcción del modelo de scoring de la CMAC de Tacna.

FASE DEL PROCESO DE EVALUACIÓN DEL MICROCRÉDITO	VARIABLE	SITUACIÓN	MOTIVO DE EXCLUSIÓN
FASES ANTERIORES	CRED_CONC2	ACEPTADA	-
	CUOT_TOT	ACEPTADA	-
	CUOT_MORA	ACEPTADA	-
	MORA_MAYOR	ACEPTADA	-
	EDAD	ACEPTADA	-
	R4	ACEPTADA	-
	R5	EXCLUIDA	No significativa
	GARANT	ACEPTADA	-
FASE 5	T_ATENCION	ACEPTADA	-
	MONEDA	EXCLUIDA	No significativa
	MONTO	ACEPTADA	-
	MONTO_RECH	EXCLUIDA	No significativa
	DURACION	ACEPTADA	-
	INT_MENS	EXCLUIDA	No significativa
	COMISION	ACEPTADA	-
	VTOCRED_SBS	EXCLUIDA	Signo estimador

Fuente: Elaboración propia.

Por último, la tabla IV.21 muestra el resultado de la incorporación de las variables macroeconómicas diseñadas para la CMAC de Tacna. Puede apreciarse que la introducción de la información relativa al ciclo económico obtiene, como mejor resultado, la exclusión del único ratio que permanecía en el diseño del modelo, así como la variable relativa a la cantidad desembolsada en el préstamo. Sin embargo, pudimos contar entonces con tres variables macroeconómicas significativas, como son las tasas de variación anualizada de los tipos de interés, el índice general bursátil y la tarifa municipal de la luz.

Diseñado este planteamiento sobre el proceso de construcción del modelo de credit scoring para la CMAC de Tacna, el resultado final de la aplicación es mostrada en la tabla IV.22, del que, nuevamente, se deriva la ecuación de puntuación Z de la expresión (27) y la probabilidad de impago P , obtenida mediante la aplicación de la expresión (28) para cada uno de los microcréditos que conforman la cartera.

Tabla IV.21. Fase 6 de la construcción del modelo de scoring de la CMAC de Tacna.

FASE DEL PROCESO DE EVALUACIÓN DEL MICROCRÉDITO	VARIABLE	SITUACIÓN	MOTIVO DE EXCLUSIÓN
FASES ANTERIORES	CRED_CONC2	ACEPTADA	-
	CUOT_TOT	ACEPTADA	-
	CUOT_MORA	ACEPTADA	-
	MORA_MAYOR	ACEPTADA	-
	EDAD	ACEPTADA	-
	R4	EXCLUIDA	No significativa
	GARANT	ACEPTADA	-
	T_ATENCION	ACEPTADA	-
	MONTO	EXCLUIDA	No significativa
	DURACION	ACEPTADA	-
	COMISION	ACEPTADA	-
FASE 6	PIB	EXCLUIDA	No significativa
	IPC	EXCLUIDA	No significativa
	TC	EXCLUIDA	No significativa
	TI	ACEPTADA	-
	IGB	ACEPTADA	-
	AGUA	EXCLUIDA	Signo estimador
	LUZ	ACEPTADA	-
	TFNO	EXCLUIDA	Signo estimador

Fuente: Elaboración propia.

Tabla IV.22. Variables de la ecuación en el modelo final de credit scoring para la CMAC de Tacna.

Variables en la ecuación

	B	E.T.	Wald	gl	Sig.	Exp(B)	I.C. 95,0% para EXP(B)	
							Inferior	Superior
Paso 1								
EDAD	,012	,002	27,913	1	,000	1,012	1,008	1,017
CRED_CON2	-,150	,025	35,271	1	,000	,861	,819	,904
CUOT_TOT	-,017	,001	145,791	1	,000	,983	,981	,986
CUOT_MORA	,153	,009	295,299	1	,000	1,166	1,146	1,186
T_ATENCION	-,208	,065	10,099	1	,001	,813	,715	,924
DURACION	,080	,008	97,419	1	,000	1,083	1,066	1,101
GARANT(1)	-,377	,054	48,855	1	,000	,686	,617	,762
MORA_MAYOR	,927	,024	1458,404	1	,000	2,528	2,410	2,651
COMISION	,017	,007	5,894	1	,015	1,018	1,003	1,032
TI	,990	,169	34,265	1	,000	2,692	1,932	3,751
IGB	-,489	,073	44,901	1	,000	,613	,531	,707
LUZ	,800	,260	9,488	1	,002	2,225	1,338	3,700
Constante	-2,141	,130	269,864	1	,000	,117		

a. Variable(s) introducida(s) en el paso 1: EDAD, CRED_CON2, CUOT_TOT, CUOT_MORA, T_ATENCION, DURACION, GARANT, MORA_MAYOR, COMISION, TI, IGB, LUZ.

Fuente: SPSS. Elaboración propia.

$$\begin{aligned}
Z = & -2,141 + 0,012 \text{ EDAD} - 0,150 \text{ CRED_CON2} - 0,017 \\
& \text{CUOT_TOT} + 0,153 \text{ CUOT_MORA} - 0,208 \text{ T_ATENCION} + \\
& 0,080 \text{ DURACION} - 0,377 \text{ GARANT} + 0,927 \text{ MORA_MAYOR} + \\
& 0,017 \text{ COMISION} + 0,990 \text{ TI} - 0,489 \text{ IGB} + 0,800 \text{ LUZ}
\end{aligned} \tag{32}$$

donde:

$$P \text{ (Probabilidad de incumplimiento)} = \frac{1}{1 + e^{-Z}} \tag{33}$$

En base al criterio aplicado, hemos desarrollado el método en seis pasos, al final de los cuales el modelo contiene doce variables que contribuyen a mejorar el estadístico de chi-cuadrado (χ^2). Como puede apreciarse en la tabla IV.23, las doce variables se encuentran distribuidas en casi todas las fases del proceso de evaluación y concesión del microcrédito. Sea como fuere, los factores explicativos del riesgo de impago de un cliente de microcrédito para la CMAC de Tacna concuerdan con los analizados en la revisión de la literatura correspondiente, destacando una gran importancia tanto de las variables extraídas de la revisión de las Centrales de Riesgos e historiales de crédito, como de las variables macroeconómicas resultantes de la consideración de los factores que describen el estado de la economía en el país.

En relación con la significación estadística y signo de los coeficientes, todas presentan signo coherente de influencia en la variable explicativa y p-value inferiores al nivel crítico fijado en 0,05. Por tanto, todas las variables independientes del modelo influyen en el comportamiento de pago del cliente del microcrédito.

Tabla IV.23. *Variables independientes del modelo de credit scoring de la CMAC de Tacna.*

FASE DEL PROCESO DE EVALUACIÓN DEL MICROCRÉDITO	VARIABLE
FASE 2	CRED_CONC2
FASE 3 B	CUOT_TOT
	CUOT_MORA
	MORA_MAYOR
FASE 3 C	EDAD
FASE 4	GARANT
	T_ATENCION
FASE 5	DURACION
	COMISION
FASE 6	TI
	IGB
	AGUA

Fuente: Elaboración propia.

Al igual que hemos hecho para el modelo de *credit scoring* de la EDPYME Proempresa, la tabla IV.24 determina la interpretación de los odds ratio correspondientes al modelo de *credit scoring* diseñado para la CMAC de Tacna.

IV.4.2. Valoración de los modelos de *credit scoring*.

Tras el diseño de las aplicaciones de *credit scoring* mediante el análisis de regresión logística, el siguiente paso es la evaluación de los modelos, con objeto de comprobar si las variables que se incluyen en el modelo están significativamente relacionadas con la variable dependiente, así como valorar la bondad del ajuste realizado y evaluar la capacidad global del modelo para predecir adecuadamente el comportamiento de la variable dependiente, es decir, el incumplimiento del cliente a la hora de reembolsar el préstamo.

Tabla IV.24. Interpretación de los odds ratio del modelo de credit scoring de la CMAC de Tacna.

VARIABLES	exp(Beta)	Interpretación
EDAD	1,012	El incremento de un año de edad en el cliente aumenta la probabilidad relativa de impago frente al pago en un 1,2%
CRED_CON2	0,861	Cada crédito concedido en el año anterior disminuye la probabilidad relativa de impago frente al pago en un 13,9%
CUOT_TOT	0,983	Cada cuota reembolsada adicional disminuye la probabilidad relativa de impago frente al pago en un 1,7%
CUOT_MORA	1,165	Por cada cuota en mora adicional la probabilidad relativa de impago frente al pago aumenta en un 16,5%
T_ATENCION	0,812	Por cada día extra de atención a la solicitud de préstamo, la probabilidad relativa de impago frente al pago se reduce en un 18,8%
DURACION	1,083	Aumentar 1 mes la duración del préstamo supone un incremento en la probabilidad relativa de impago frente al pago de un 8,3%
GARANT	0,686	Aportar una declaración jurada de bienes como garantía del préstamo (frente a aportar garantías reales), disminuye la probabilidad relativa de impago frente al pago en un 31,4%
MORA_MAYOR	2,527	El incremento de un día de morosidad mayor en créditos pasados aumenta la probabilidad relativa de impago frente al pago en un 152,7%
COMISION	1,017	Por cada dólar extra de comisión cobrada, la probabilidad relativa de impago frente al pago se incrementa en un 1,7%
TI	2,691	El incremento de un 1% en la tasa de variación anualizada de los tipos de interés de la economía supone un incremento de un 1,69% de la probabilidad relativa de impago frente al pago.
IGB	0,613	Incrementar un 1% la tasa de variación anualizada del Índice General Bursátil, disminuye la probabilidad relativa de impago frente al pago en un 0,38%
LUZ	2,226	Por cada 1% adicional de tasa de variación anualizada de la tarifa municipal de la luz, la probabilidad relativa de impago frente al pago se verá incrementada en un 1,22%

Fuente: Elaboración propia.

Realizaremos una valoración global, indicando los resultados obtenidos en cada estadio de este epígrafe para cada una de las dos entidades analizadas.

En primer lugar, mostramos dos cuadros resumen con el número de microcréditos (N) contemplados, diferenciando los que han sido seleccionados para el análisis de los que han sido excluidos por tener algún valor omitido en alguna de las variables independientes (tablas IV.25 y IV.26 para la EDPYME Proempresa y la CMAC de Tacna, respectivamente).

Tabla IV.25. *Resumen del procesamiento de los casos. EDPYME Proempresa.*

Resumen del procesamiento de los casos

Casos no ponderados ^a		N	Porcentaje
Casos seleccionados	Incluidos en el análisis	4088	100,0
	Casos perdidos	0	,0
	Total	4088	100,0
Casos no seleccionados		0	,0
Total		4088	100,0

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

Fuente: SPSS. Elaboración propia.

Tabla IV.26. *Resumen del procesamiento de los casos. CMAC de Tacna.*

Resumen del procesamiento de los casos

Casos no ponderados ^a		N	Porcentaje
Casos seleccionados	Incluidos en el análisis	12118	100,0
	Casos perdidos	0	,0
	Total	12118	100,0
Casos no seleccionados		0	,0
Total		12118	100,0

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

Fuente: SPSS. Elaboración propia.

A continuación, en la construcción de ambos modelos, la tabla IV.27 muestra la codificación aplicada a la variable dependiente. Conviene recordar que para ambas aplicaciones hemos considerado el valor 1 para aquellos créditos que resultaron fallidos y 0 para aquellos créditos que fueron atendidos al pago, según las condiciones pactadas en el contrato de préstamo. Es importante que el valor 1 identifique la categoría de la variable dependiente que refiera el hecho evaluado (impago), dado que esto permite interpretar mejor los parámetros o coeficientes ligados a las variables independientes.

Tabla IV.27. *Codificación de la variable dependiente.*

Codificación de la variable dependiente

Valor original	Valor interno
,00	0
1,00	1

Fuente: SPSS. Elaboración propia.

El software SPSS comienza la estimación con un bloque inicial en el que se calcula la verosimilitud de un modelo considerando únicamente la constante (β_0). Al ser la verosimilitud un número demasiado pequeño, suele ofrecerse *menos dos veces el logaritmo neperiano de la verosimilitud* (-2LL), también conocido como *desviación* (tablas IV.28 y IV.29).

Tabla IV.28. -2LL. *EDPYME Proempresa*.

Historial de iteraciones^{a,b,c}

Iteración		-2 log de la verosimilitud	Coeficientes
			Constant
Paso 1	0	5666,404	,027
	2	5666,404	,027

- a. En el modelo se incluye una constante.
- b. -2 log de la verosimilitud inicial: 5666,404
- c. La estimación ha finalizado en el número de iteración 2 porque las estimaciones de los parámetros han cambiado en menos de ,001.

Fuente: SPSS. Elaboración propia.

Tabla IV.29. -2LL. *CMAC de Tacna*.

Historial de iteraciones^{a,b,c}

Iteración		-2 log de la verosimilitud	Coeficientes
			Constant
Paso 1	0	16797,055	,026
	2	16797,055	,026

- a. En el modelo se incluye una constante.
- b. -2 log de la verosimilitud inicial: 16797,055
- c. La estimación ha finalizado en el número de iteración 2 porque las estimaciones de los parámetros han cambiado en menos de ,001.

Fuente: SPSS. Elaboración propia.

El estadístico -2LL permite medir hasta qué punto un modelo se ajusta correctamente a los datos. Cuanto más pequeño sea el valor, mejor será el ajuste. Sin embargo, resultará más importante conseguir una mayor reducción de este valor conforme se vayan incorporando las variables.

La información mostrada en las tablas IV.30 y IV.31 guarda un gran parecido con la tabla empleada para valorar la prueba diagnóstica³, y permite evaluar el ajuste del modelo con un solo parámetro en la ecuación (constante). Por ejemplo, para el diseño del modelo de *scoring* de la EDPYME, se ha clasificado correctamente a un 49,3% de los créditos, teniendo en cuenta que ningún crédito fallido ha sido clasificado correctamente.

Tabla IV.30. *Tabla de clasificación considerando sólo la constante. EDPYME Proempresa.*

Tabla de clasificación^{a,b}

Observado			Pronosticado		Porcentaje correcto
			Y		
			,00	1,00	
Paso 0	Y	,00	2016	0	100,0
		1,00	2072	0	,0
Porcentaje global					49,3

a. En el modelo se incluye una constante.

b. El valor de corte es ,580

Fuente: SPSS. Elaboración propia.

Tabla IV.31. *Tabla de clasificación considerando sólo la constante. CMAC de Tacna.*

Tabla de clasificación^{a,b}

Observado			Pronosticado		Porcentaje correcto
			Y		
			,00	1,00	
Paso 0	Y	,00	0	5980	,0
		1,00	0	6138	100,0
Porcentaje global					50,7

a. En el modelo se incluye una constante.

b. El valor de corte es ,420

Fuente: SPSS. Elaboración propia.

Al diseñar el proceso de construcción de los modelos de *credit scoring* utilizando el método “introducir” en SPSS, resulta de poco interés el estadístico de Wald, que se tiene en cuenta para el método de selección de variables hacia delante. Sin embargo, para la contribución individual de cada variable al ajuste del modelo, pueden utilizarse estadísticos alternativos. Así, para la

³ La veremos más adelante como *Matriz de Confusión*.

EDPYME y para la CMAC, respectivamente, las tablas IV.32 y IV.33 tenemos el estadístico de puntuación de Rao (1973). Este estadístico mide la contribución individual de cada variable a la mejora del ajuste global del modelo. El nivel de significación crítico de 0,05 indica qué variables contribuyen estadísticamente al ajuste. Como puede comprobarse en ambos modelos, la mayoría de las variables consideradas para explicar el fenómeno de incumplimiento de pago del cliente contribuyen significativamente a la construcción del modelo con un ajuste aceptable.

Tabla IV.32. *Estadístico de Rao (1973). EDPYME Proempresa.*

Variables que no están en la ecuación			Puntuación	gl	Sig.
Paso 0	Variables	ZONA(1)	30,960	1	,000
		SIT_LAB(1)	12,888	1	,000
		R3	1,320	1	,251
		R5	22,878	1	,000
		CRED_CON2	126,420	1	,000
		DEST_CRED(1)	158,574	1	,000
		GARANT(1)	94,665	1	,000
		VTOCRED_SBS(1)	591,458	1	,000
		TC	514,331	1	,000
		Estadísticos globales	1455,000	9	,000

Fuente: SPSS. Elaboración propia.

Tabla IV.33. *Estadístico de Rao (1973). CMAC de Tacna.*

Variables que no están en la ecuación			Puntuación	gl	Sig.
Paso 0	Variables	EDAD	72,170	1	,000
		CRED_CON2	111,054	1	,000
		CUOT_TOT	,391	1	,532
		CUOT_MORA	520,172	1	,000
		T_ATENCION	6,209	1	,013
		DURACION	289,155	1	,000
		GARANT(1)	372,425	1	,000
		MORA_MAYOR	1945,702	1	,000
		COMISION	141,092	1	,000
		TI	28,499	1	,000
		IGB	1,670	1	,196
		LUZ	14,595	1	,000
		Estadísticos globales	3061,097	12	,000

Fuente: SPSS. Elaboración propia.

El estudio del valor de la χ^2 constituye un factor indicativo de la bondad del ajuste a un nivel global del modelo según la introducción de las variables sobre el proceso inicial. Una vez estimado el modelo a partir de los datos observados, el siguiente paso es valorar su significatividad global. En este sentido, las tablas IV.34 y IV.35, muestran el proceso de iteración realizado ahora para la constante y para las variables explicativas incluidas en cada uno de los modelos diseñados. Si recordamos los valores de -2LL teniendo en cuenta únicamente la constante (tablas IV.28 y IV.29), se observa una reducción de -2LL respecto al paso anterior. A este respecto, el valor de la χ^2 mostrado en las tablas IV.36 y IV.37 se calcula como la diferencia entre el valor de -2LL para el modelo sólo con la constante y el valor de -2LL para el modelo formulado con todas las variables:

$$\chi^2 = (-2LL_{\text{MODELO 0}}) - (-2LL_{\text{MODELO 1}}) \quad (34)$$

Así, cuanto mayor sea la reducción de -2LL o, dicho de otra forma, cuanto mayor sea el valor de la χ^2 , mayor es el incremento significativo del ajuste del modelo en comparación con el ajuste obtenido en el modelo que sólo incluye la constante.

Tabla IV.34. *Historial de iteraciones: evolución de -2LL. EDPYME Proempresa.*

Historial de iteraciones^{a,b,c,d}

Iteración	-2 log de la verosimilitud	Coeficientes									
		Constant	ZONA(1)	SIT_LAB(1)	R3	R5	CRED_CON2	DEST_CRED(1)	GARANT(1)	VTOCRED_SBS(1)	TC
Paso 1	4036,042	4,660	-,310	-,925	-,006	,881	-,045	-,598	-,705	-2,288	16,542
1	3869,103	6,999	-,430	-1,421	-,015	1,347	-,065	-,940	-,972	-3,458	22,240
2	3850,043	8,031	-,463	-1,595	-,045	1,506	-,071	-1,065	-1,047	-4,097	23,761
3	3823,672	8,440	-,483	-1,635	-1,706	1,375	-,070	-1,079	-1,053	-4,291	23,902
4	3817,451	8,676	-,497	-1,684	-3,007	1,274	-,070	-1,087	-1,062	-4,345	24,097
5	3817,438	8,703	-,498	-1,693	-3,062	1,274	-,070	-1,088	-1,064	-4,356	24,140
6	3817,438	8,703	-,498	-1,693	-3,062	1,274	-,070	-1,088	-1,064	-4,356	24,140
7	3817,438	8,703	-,498	-1,693	-3,062	1,274	-,070	-1,088	-1,064	-4,356	24,140

a. Método: Introducir

b. En el modelo se incluye una constante.

c. -2 log de la verosimilitud inicial: 5666,404

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

Fuente: SPSS. Elaboración propia.

Tabla IV.35. *Historial de iteraciones: evolución de -2LL. CMAC de Tacna.*

Historial de iteraciones^{a,b,c,d}

Iteración	-2 log de la verosimilitud	Coeficientes												
		Constant	EDAD	CRED_CON2	CUOT_TOT	CUOT_MORA	T_ATENCION	DURACION	GARANT(1)	MORA_MAYOR	COMISION	TI	IGB	LUZ
Paso 1	13153,205	-1,311	,011	-,093	-,012	,090	-,008	,072	-,416	,126	,019	,915	-,395	,593
1 2	11869,538	-1,730	,012	-,134	-,017	,146	-,041	,086	-,426	,287	,021	1,068	-,516	,815
3	11042,058	-1,946	,012	-,148	-,017	,157	-,136	,083	-,397	,549	,019	1,027	-,512	,846
4	10756,659	-2,085	,012	-,150	-,017	,154	-,191	,081	-,382	,805	,018	1,003	-,495	,807
5	10728,463	-2,136	,012	-,150	-,017	,153	-,206	,080	-,378	,915	,017	,992	-,490	,800
6	10728,165	-2,141	,012	-,150	-,017	,153	-,208	,080	-,377	,927	,017	,990	-,489	,800
7	10728,165	-2,141	,012	-,150	-,017	,153	-,208	,080	-,377	,927	,017	,990	-,489	,800

a. Método: Introducir

b. En el modelo se incluye una constante.

c. -2 log de la verosimilitud inicial: 16797,055

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

Fuente: SPSS. Elaboración propia.

Tabla IV.36. *Prueba Omnibus sobre los coeficientes del modelo. EDPYME Proempresa.*

Pruebas omnibus sobre los coeficientes del modelo				
		Chi-cuadrado	gl	Sig.
Paso 1	Paso	1848,966	9	,000
	Bloque	1848,966	9	,000
	Modelo	1848,966	9	,000

Fuente: SPSS. Elaboración propia.

Tabla IV.37. *Prueba Omnibus sobre los coeficientes del modelo. CMAC de Tacna.*

Pruebas omnibus sobre los coeficientes del modelo				
		Chi-cuadrado	gl	Sig.
Paso 1	Paso	6068,890	12	,000
	Bloque	6068,890	12	,000
	Modelo	6068,890	12	,000

Fuente: SPSS. Elaboración propia.

La Prueba Ómnibus sobre los coeficientes del modelo evalúa la hipótesis nula de que los coeficientes (β) de todos los términos, excepto la constante, que se incluyen en el modelo sean cero. Tal y como puede verse en las tablas IV.36 y IV.37, SPSS muestra el valor de la χ^2 con tres salidas informativas. La primera de ellas (Paso), corresponde al cambio de -2LL entre pasos sucesivos en la construcción del modelo, contrastando la H_0 de que los coeficientes de las variables añadidas en el último paso son cero. En segundo lugar (Bloque), define el cambio de -2LL entre bloques de entrada sucesivos en el diseño del modelo. Finalmente, la última salida (Modelo), viene a ser la diferencia entre el valor de -2LL para el modelo que considera únicamente la constante y el valor de -2LL para el modelo que tiene en cuenta todas las variables explicativas, y que hemos definido con anterioridad. Como puede apreciarse, los tres valores coinciden, debiéndose esto a la utilización del método “introducir” empleado, el cual considera las variables insertadas en un único bloque.

Respecto a la bondad del ajuste, además del estadístico χ^2 del modelo, el software calcula coeficientes similares al R^2 calculado en regresión lineal, concretamente el R^2 de Cox y Snell y el R^2 de Nagelkerke, cuyos valores

respectivos (tablas IV.38 y IV.39), son indicativos de un ajuste aceptable en regresión logística.

Tabla IV.38. *Medidas de bondad del ajuste. EDPYME Proempresa.*

Resumen de los modelos			
Paso	-2 log de la verosimilitud	R cuadrado de Cox y Snell	R cuadrado de Nagelkerke
1	3817,438 ^a	,364	,485

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

Fuente: SPSS. Elaboración propia.

Tabla IV.39. *Medidas de bondad del ajuste. CMAC de Tacna.*

Resumen de los modelos			
Paso	-2 log de la verosimilitud	R cuadrado de Cox y Snell	R cuadrado de Nagelkerke
1	10728,165 ^a	,394	,525

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

Fuente: SPSS. Elaboración propia.

Otro estadístico utilizado para valorar la bondad de ajuste del modelo es la prueba de Hosmer y Lemeshow, para lo cual se agrupan las observaciones, para cada uno de los dos grupos definidos por la variable dependiente, según una tabla de contingencia, conforme se indica en las tablas IV.40 y IV.41. La bondad del ajuste determina el grado de parecido (ajuste) que existe entre los valores observados y los pronosticados por el modelo. Si bien, la prueba de Hosmer-Lemeshow no ofrece un resultado satisfactorio, dado que su nivel de significación es bajo, hay que tener en cuenta que este estadístico solamente ofrece pistas sobre la calidad del ajuste del modelo y que está también muy condicionado por el tamaño de la muestra.

Tabla IV.40. *Prueba de Hosmer-Lemeshow. EDPYME Proempresa.*

Prueba de Hosmer y Lemeshow

Paso	Chi-cuadrado	gl	Sig.
1	99,069	8	,000

Tabla de contingencias para la prueba de Hosmer y Lemeshow

		Y = ,00		Y = 1,00		Total
		Observado	Esperado	Observado	Esperado	
Paso 1	1	364	377,545	45	31,455	409
	2	357	344,397	52	64,603	409
	3	311	315,129	98	93,871	409
	4	272	280,427	137	128,573	409
	5	257	242,332	152	166,668	409
	6	229	199,638	180	209,362	409
	7	170	143,840	239	265,160	409
	8	32	79,121	377	329,879	409
	9	7	27,461	402	381,539	409
	10	17	6,111	390	400,889	407

Fuente: SPSS. Elaboración propia.

Tabla IV.41. *Prueba de Hosmer-Lemeshow. CMAC de Tacna.*

Prueba de Hosmer y Lemeshow

Paso	Chi-cuadrado	gl	Sig.
1	14659,872	8	,000

Tabla de contingencias para la prueba de Hosmer y Lemeshow

		Y = ,00		Y = 1,00		Total
		Observado	Esperado	Observado	Esperado	
Paso 1	1	1210	1097,065	2	114,935	1212
	2	1203	1003,411	9	208,589	1212
	3	1178	938,566	34	273,434	1212
	4	1122	868,373	90	343,627	1212
	5	893	779,553	319	432,447	1212
	6	271	628,112	941	583,888	1212
	7	49	433,072	1163	778,928	1212
	8	1	200,201	1211	1011,799	1212
	9	0	31,424	1212	1180,576	1212
	10	53	,223	1157	1209,777	1210

Fuente: SPSS. Elaboración propia.

Por otra parte, puede apreciarse en la matriz de correlaciones mostrada en las tablas IV.42 para la EDPYME Proempresa y IV.43 para la CMAC de Tacna, cómo la correlación de las variables explicativas que forman parte de los modelos finales en ambas entidades es reducida, lo cual permite comprobar que no existe relación entre estas variables en cuanto a información se refiere.

Tabla IV.42. *Matriz de correlaciones. EDPYME Proempresa.*

Matriz de correlaciones

		Constant	ZONA(1)	SIT_LAB(1)	R3	R5	CRED_CON2	DEST_CRED(1)	GARANT(1)	VTOCRED_SBS(1)	TC
Paso 1	Constant	1,000	-,076	-,886	-,151	-,039	-,041	-,204	-,125	-,397	,181
	ZONA(1)	-,076	1,000	-,032	,072	,032	-,059	,026	-,037	,085	-,059
	SIT_LAB(1)	-,886	-,032	1,000	,039	,009	,000	,003	-,003	,017	-,041
	R3	-,151	,072	,039	1,000	,151	-,005	,024	,043	,080	-,075
	R5	-,039	,032	,009	,151	1,000	-,246	-,019	-,093	,015	,067
	CRED_CON2	-,041	-,059	,000	-,005	-,246	1,000	-,122	-,063	-,077	-,051
	DEST_CRED(1)	-,204	,026	,003	,024	-,019	-,122	1,000	,107	,038	-,021
	GARANT(1)	-,125	-,037	-,003	,043	-,093	-,063	,107	1,000	,134	-,164
	VTOCRED_SBS(1)	-,397	,085	,017	,080	,015	-,077	,038	,134	1,000	-,174
	TC	,181	-,059	-,041	-,075	,067	-,051	-,021	-,164	-,174	1,000

Fuente: SPSS. Elaboración propia.

Tabla IV.43. *Matriz de correlaciones. CMAC de Tacna.*

Matriz de correlaciones

		Constant	EDAD	CRED_CON2	CUOT_TOT	CUOT_MORA	T_ATENCION	DURACION	GARANT(1)	MORA_MAYOR	COMISION	TI	IGB	LUZ
Paso 1	Constant	1,000	-,710	-,193	,195	-,065	-,053	-,619	-,128	-,097	-,129	-,242	,180	-,063
	EDAD	-,710	1,000	,100	-,206	,018	-,014	,006	-,063	-,016	,045	,034	,040	-,016
	CRED_CON2	-,193	,100	1,000	-,365	-,065	,041	,059	-,041	,006	,094	-,016	,032	-,018
	CUOT_TOT	,195	-,206	-,365	1,000	-,643	,029	-,188	-,027	,052	-,028	-,054	,046	,001
	CUOT_MORA	-,065	,018	-,065	-,643	1,000	-,003	,097	,092	-,071	-,072	,072	-,092	,039
	T_ATENCION	-,053	-,014	,041	,029	-,003	1,000	,046	-,049	,025	,044	,111	-,048	-,106
	DURACION	-,619	,006	,059	-,188	,097	,046	1,000	,048	-,039	-,062	,351	-,247	,056
	GARANT(1)	-,128	-,063	-,041	-,027	,092	-,049	,048	1,000	,023	,173	-,030	-,122	,054
	MORA_MAYOR	-,097	-,016	,006	,052	-,071	,025	-,039	,023	1,000	-,010	-,015	,020	-,017
	COMISION	-,129	,045	,094	-,028	-,072	,044	-,062	,173	-,010	1,000	-,248	-,565	,063
	TI	-,242	,034	-,016	-,054	,072	,111	,351	-,030	-,015	-,248	1,000	,067	-,210
	IGB	,180	,040	,032	,046	-,092	-,048	-,247	-,122	,020	-,565	,067	1,000	-,144
	LUZ	-,063	-,016	-,018	,001	,039	-,106	,056	,054	-,017	,063	-,210	-,144	1,000

Fuente: SPSS. Elaboración propia.

La forma más utilizada de evaluar la ecuación de regresión y el modelo final obtenido consiste en cotejar los valores observados y pronosticados o estimados por el modelo de una forma similar a cómo lo realizan las pruebas de diagnóstico. A este respecto, para valorar la capacidad o eficacia predictiva del modelo, SPSS muestra la tabla de clasificación o *matriz de confusión* cuyos resultados pueden observarse, para los dos modelos de *credit scoring*, en las tablas IV.44 y IV.45. En dichos cuadros, se recogen los valores observados para la variable dependiente, distinguiendo entre clientes morosos (1) y no morosos (0), y los valores pronosticados según el modelo estimado. Así las cosas, el porcentaje correcto de clasificación obtenido para el modelo de *credit scoring* de la EDPYME Proempresa fue del 78,3%, mientras que, para la CMAC de Tacna, se obtiene un porcentaje del 93,3% en los créditos correctamente clasificados o, dicho de otro modo, en la precisión con la que el modelo consigue discriminar los casos entre ambos grupos (clientes que pagan y clientes incumplidores). La representación gráfica de la información contenida en las matrices de confusión las observamos en las figuras IV.12 y IV.13, correspondientes a los gráficos de grupos observados y probabilidades pronosticadas para la EDPYME y la CMAC, respectivamente.

Tabla IV.44. *Matriz de confusión. EDPYME Proempresa.*

Tabla de clasificación^a

Observado		Pronosticado			
		Y		Porcentaje correcto	
		,00	1,00		
Paso 1	Y	,00	1798	218	89,2
		1,00	671	1401	67,6
Porcentaje global					78,3

a. El valor de corte es ,580

Fuente: SPSS. Elaboración propia.

proporción de verdaderos positivos). En nuestro caso, la *sensibilidad* es la probabilidad de clasificar correctamente a los clientes que atienden el pago de sus deudas. Por el contrario, la *especificidad* es la probabilidad de clasificar correctamente a un individuo cuyo estado real respecto a la condición estudiada por la prueba es negativa (conocida como la diferencia entre uno y la proporción de falsos positivos). En definitiva, en nuestro caso la *especificidad* es la probabilidad de clasificar correctamente a un cliente con un retraso en el pago que supone un coste para la organización.

La tabla IV.46 y la figura IV.14 muestran los valores de la *sensibilidad* y *especificidad* para la EDPYME Proempresa. Análogamente, la tabla IV.47 y la figura IV.15 muestran lo mismo para la CMAC de Tacna. Adviértase que el punto de corte (*cutoff*) óptimo que separa mejor los créditos solventes de los incumplidores se estima tras el cálculo de los valores de sensibilidad y especificidad, ya que constituye la frontera donde la probabilidad de acierto es mayor. En este sentido, hemos determinado un punto de corte óptimo situado en 0,58 para la EDPYME y en 0,42 para la CMAC.

Tabla IV.46. *Sensibilidad, especificidad y punto de corte óptimo. EDPYME Proempresa.*

PUNTO DE CORTE	SENSIBILIDAD	ESPECIFICIDAD	TOTAL
0,00	0,0	100,0	50,7
0,05	3,2	98,6	51,6
0,10	12,7	98,1	56,0
0,15	25,3	97,1	61,7
0,20	37,9	94,9	66,8
0,25	48,0	92,3	70,5
0,30	56,2	88,6	72,6
0,35	63,1	84,7	74,1
0,40	70,2	81,1	75,7
0,45	76,7	77,1	76,9
0,50	82,4	73,2	77,7
0,55	86,7	69,7	78,1
0,58	89,2	67,6	78,3
0,60	90,5	66,2	78,2
0,65	93,3	62,5	77,7
0,70	96,3	58,5	77,2
0,75	97,8	54,2	75,7
0,80	98,8	48,3	73,2
0,85	98,8	43,3	70,7
0,90	98,8	36,2	67,1
0,95	99,1	24,3	61,2
1,00	100,0	0,0	49,3

Fuente: Elaboración propia.

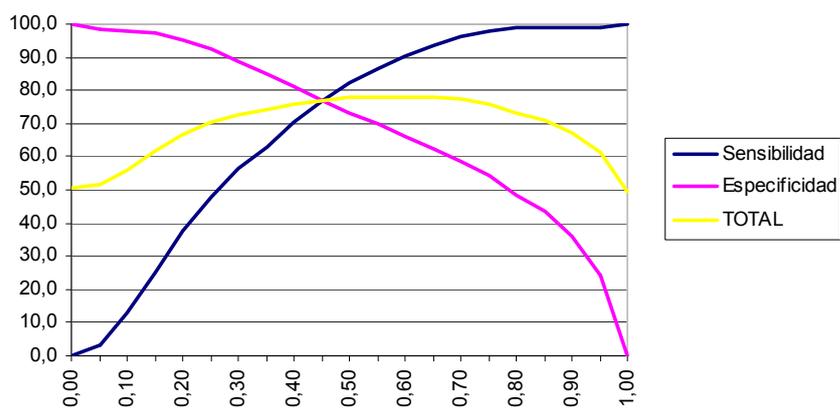


Figura IV.14. Sensibilidad y especificidad. EDPYME Proempresa.

Fuente: Elaboración propia.

Tabla IV.47. Sensibilidad, especificidad y punto de corte óptimo. CMAC de Tacna.

PUNTO DE CORTE	SENSIBILIDAD	ESPECIFICIDAD	TOTAL
0,00	0,0	100,0	50,7
0,05	2,8	100,0	52,0
0,10	9,3	100,0	55,2
0,15	22,6	100,0	61,8
0,20	40,4	99,8	70,5
0,25	58,9	99,4	79,4
0,30	74,9	98,4	86,8
0,35	86,6	96,5	91,6
0,40	93,0	93,5	93,2
0,42	94,6	92,0	93,3
0,45	93,2	89,7	92,9
0,50	97,8	84,2	90,9
0,55	98,3	77,5	87,7
0,60	98,7	71,7	85,0
0,65	98,8	67,2	82,8
0,70	99,0	62,6	80,5
0,75	99,1	57,2	77,9
0,80	99,1	51,8	75,2
0,85	99,1	47,3	72,9
0,90	99,1	41,3	69,8
0,95	99,1	35,0	66,7
1,00	100,0	0,0	49,3

Fuente: Elaboración propia.

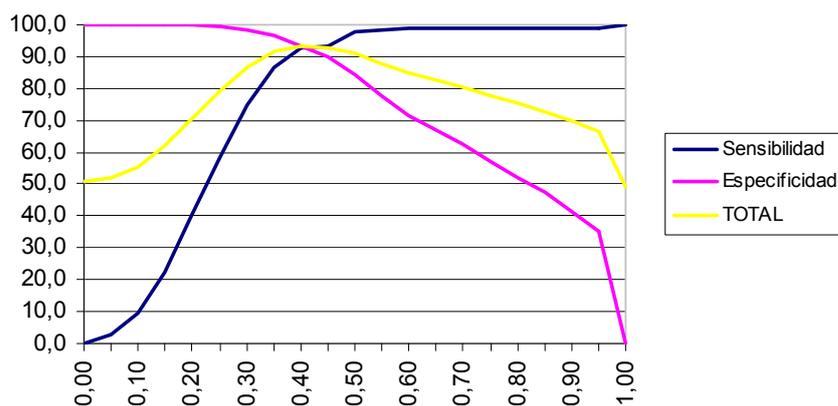


Figura IV.15. Sensibilidad y especificidad. CMAC de Tacna.

Fuente: Elaboración propia.

Tal y como señalan las figuras IV.16 y IV.17, los valores de la sensibilidad y especificidad se constituyen como las coordenadas de la curva COR. Hemos de tener en cuenta que el valor de ésta oscila entre 0,5 y 1, de forma que 1 indica discriminación perfecta y 0,5 indica que la clasificación que se obtiene no es mejor que la obtenida clasificando casos al azar. Según puede observarse en las figuras mencionadas, al aproximarse la curva COR del modelo a la esquina superior izquierda del gráfico, se confirma que los modelos disponen de una correcta capacidad de discriminación entre los dos grupos de clientes. Las tablas IV.48 y IV.49 recogen la significatividad de esta prueba, donde se observa que el área bajo la curva COR en el modelo de *scoring* de la EDPYME alcanza el valor del 85,9%, mientras que para el modelo de *scoring* de la CMAC el valor asciende al 97,5%. De acuerdo con la significación de la prueba, en ambos casos se rechaza la hipótesis nula de que el valor del área verdadera toma el valor de 0,5.

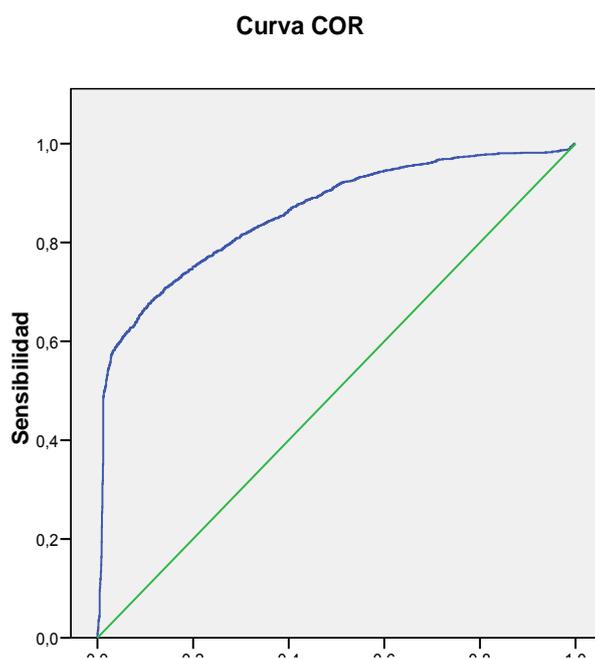


Figura IV.16. Curva COR. EDPYME Proempresa.

Fuente: SPSS. Elaboración propia.

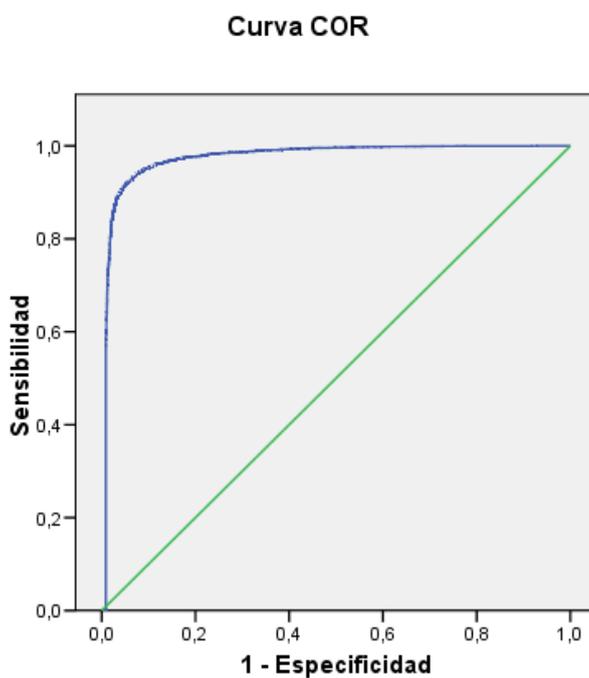


Figura IV.17. Curva COR. CMAC de Tacna.

Fuente: SPSS. Elaboración propia.

Tabla IV.48. *Área bajo la curva COR. EDPYME Proempresa.*

Área bajo la curva

Variables resultado de contraste: Probabilidad pronosticada

Área	Error típ. ^a	Sig. asintótica ^b	Intervalo de confianza asintótico al 95%	
			Límite inferior	Límite superior
,859	,006	,000	,847	,870

a. Bajo el supuesto no paramétrico

b. Hipótesis nula: área verdadera = 0,5

Fuente: SPSS. Elaboración propia.

Tabla IV.49. *Área bajo la curva COR. CMAC de Tacna.*

Área bajo la curva

Variables resultado de contraste: Probabilidad pronosticada

Área	Error típ. ^a	Sig. asintótica ^b	Intervalo de confianza asintótico al 95%	
			Límite inferior	Límite superior
,975	,002	,000	,972	,978

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

a. Bajo el supuesto no paramétrico

b. Hipótesis nula: área verdadera = 0,5

Fuente: SPSS. Elaboración propia.

Por último, y para concluir la valoración de los modelos, mencionar que la presencia de valores atípicos en cada una de las variables explicativas para los dos modelos estimados no es significativa. Lo expuesto puede comprobarse a través de la variabilidad en las *DFBETAS* para cada una de las variables explicativas que es muy reducida, según se recogen en el anexo 3, donde se mide el impacto que tiene en los distintos parámetros de los modelos de regresión logística el hecho de que una observación se elimine de la muestra.

IV.4.3. Validación del modelo

IV.4.3.1. Validación del modelo de *credit scoring* de la EDPYME Proempresa

Si se aplica la fórmula de la probabilidad de incurrir en incumplimiento del modelo estimado (fórmulas 4 y 5) a la muestra reservada para la validación, el porcentaje global de acierto es del 77,70%, como se refleja en la tabla IV.50.

Tabla IV.50. *Porcentaje de acierto en el proceso de validación. EDPYME Proempresa.*

OBSERVADO	PRONOSTICADO		PORCENTAJE
	Pago (0)	Impago (1)	
Pago (0)	586	71	89,19%
Impago (1)	233	473	67,00%
Porcentaje global de acierto			77,70%

Fuente: Elaboración propia.

El *histograma de probabilidades pronosticadas* para los datos de la muestra, objeto de validación, puede apreciarse en las figuras IV.18, IV.19 y IV.20. Cada figura recoge en el eje de abscisas la probabilidad de impago pronosticada por el modelo y en eje de ordenadas el número que tiene el crédito dentro de la cartera. Conviene precisar que el punto de corte sigue siendo 0,58, ya que éste discrimina entre los clientes pagadores, con probabilidad pronosticada por debajo de 0,58, de los clientes incumplidores, con probabilidad pronosticada por encima de 0,58. En la figura IV.18, que corresponde a la probabilidad pronosticada de los clientes pagadores (0), se observa como existe una acumulación de casos con probabilidades por debajo de 0,58 y un menor número de casos de clientes pagadores a los que se ha pronosticado por el modelo como incumplidores (es decir, aquellos con probabilidad pronosticada superior a 0,58).

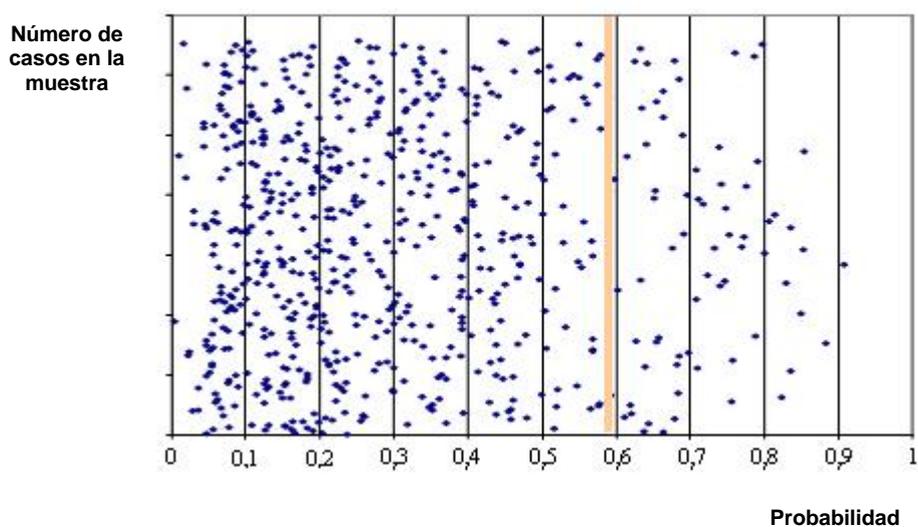


Figura IV.18. Histograma de probabilidades pronosticadas de clientes cumplidores.
EDPYME Proempresa.

Fuente: Elaboración propia.

La figura IV.19 es la que corresponde a la probabilidad pronosticada de los clientes incumplidores (1). En dicha figura, se observa como existe una acumulación de casos con probabilidades por encima de 0,58 y un menor número de casos de clientes incumplidores a los que se les ha pronosticado como solventes (aquellos con probabilidad pronosticada inferior a 0,58).

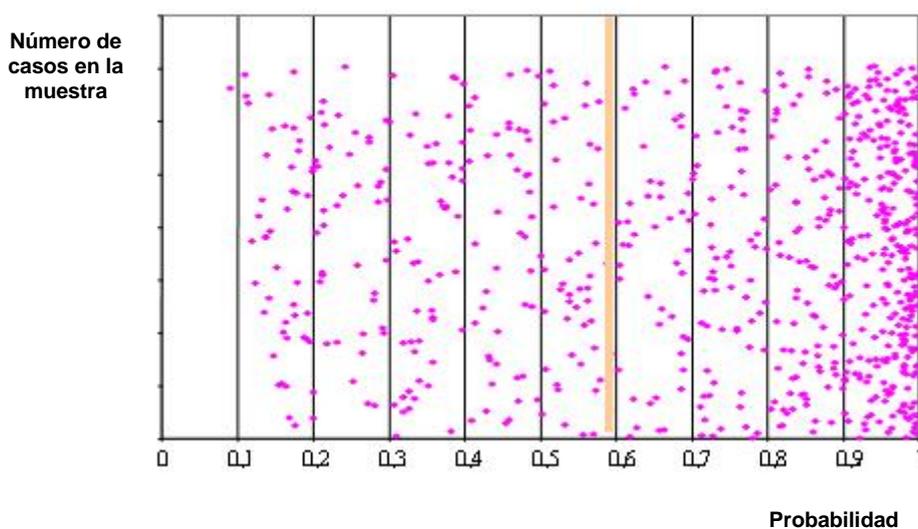


Figura IV.19. Histograma de probabilidades pronosticadas de clientes incumplidores.
EDPYME Proempresa.

Fuente: Elaboración propia.

Finalmente, la figura IV.20 representa el histograma de probabilidades pronosticadas conjunta de la muestra de validación, tanto de los clientes cumplidores (0) como de los clientes incumplidores (1). La figura permite comprobar el porcentaje aceptable de acierto conseguido en el proceso de validación.

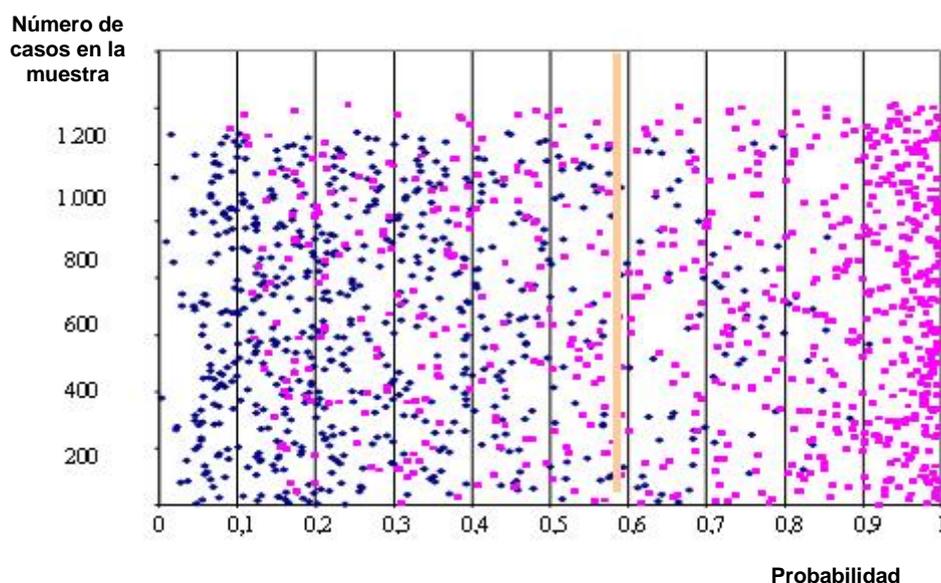


Figura IV.20. Histograma de probabilidades pronosticadas conjunta. EDPYME Proempresa.

Fuente: Elaboración propia.

IV.4.3.2. Validación del modelo de *credit scoring* de la CMAC de Tacna

Análogamente al modelo de *scoring* de la EDPYME, al aplicar la fórmula de incurrir en mora del modelo estimado de *credit scoring* para la CMAC de Tacna (fórmulas 7 y 8) a la muestra de validación reservada para tal efecto, puede comprobarse que el porcentaje correcto de clasificación se aproxima al obtenido en la estimación del modelo (tabla IV.51), alcanzando el valor del 92,82% de los créditos.

Tabla IV.51. *Porcentaje de acierto en el proceso de validación. CMAC de Tacna.*

OBSERVADO	PRONOSTICADO		PORCENTAJE
	Pago (0)	Impago (1)	
Pago (0)	1.881	118	94,10%
Impago (1)	172	1.868	91,57%
Porcentaje global de acierto			92,82%

Fuente: Elaboración propia.

El *histograma de probabilidades pronosticadas* para los datos de la muestra, objeto de validación, puede apreciarse en las figuras IV.21, IV.22 y IV.23, teniendo en cuenta que el punto de corte sigue siendo de 0,42.

La figura IV.21 muestra la probabilidad pronosticada de los clientes pagadores (0). En dicha figura se observa como existe una acumulación de casos con probabilidades por debajo de 0,42 y un menor número de casos de clientes pagadores a los que se ha pronosticado por el modelo como incumplidores (es decir, aquellos con probabilidad pronosticada superior a 0,42).

La figura IV.22 representa la probabilidad pronosticada de los clientes incumplidores (1). En dicha figura, se observa como existe una acumulación de casos con probabilidades por encima de 0,42 y un menor número de casos de clientes incumplidores a los que se les ha pronosticado como solventes (aquellos con probabilidad pronosticada inferior a 0,42).

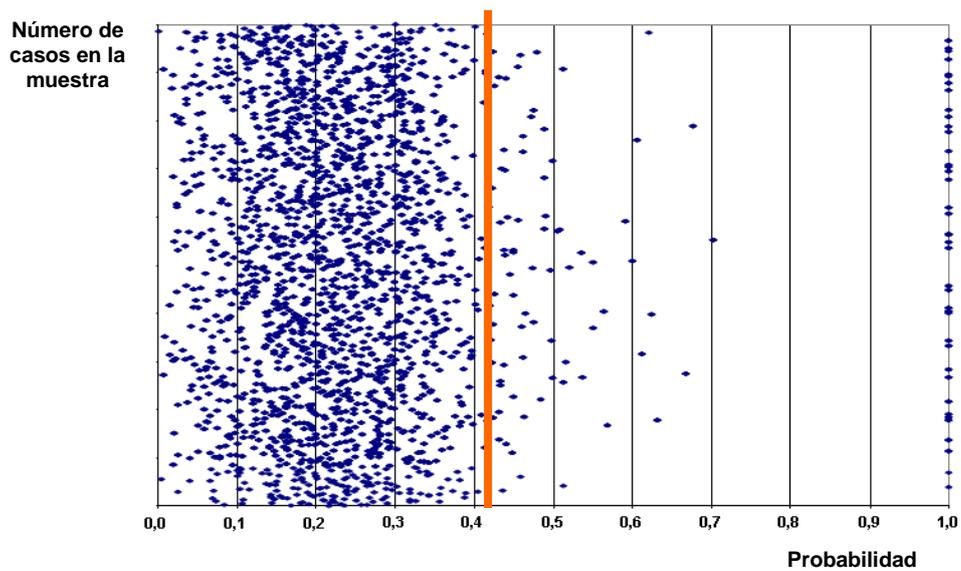


Figura IV.21. Histograma de probabilidades pronosticadas de clientes cumplidores.
CMAC de Tacna.

Fuente: Elaboración propia.

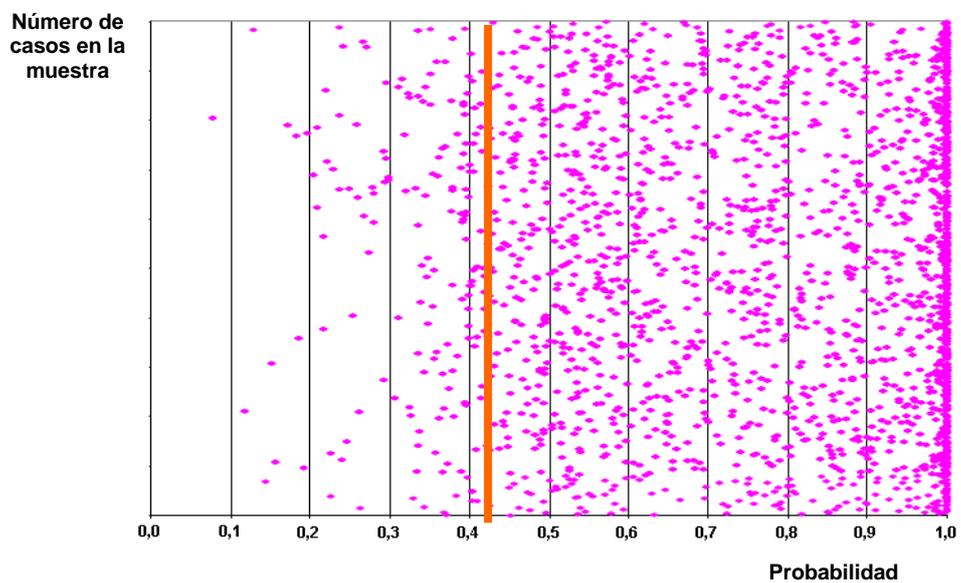


Figura IV.22. Histograma de probabilidades pronosticadas de clientes incumplidores.
CMAC de Tacna.

Fuente: Elaboración propia.

Por último, la figura IV.23 representa el histograma de probabilidades pronosticadas conjunta de la muestra de validación, tanto de los clientes

cumplidores (0) como de los clientes incumplidores (1). La figura permite comprobar el porcentaje aceptable de acierto conseguido en el proceso de validación.

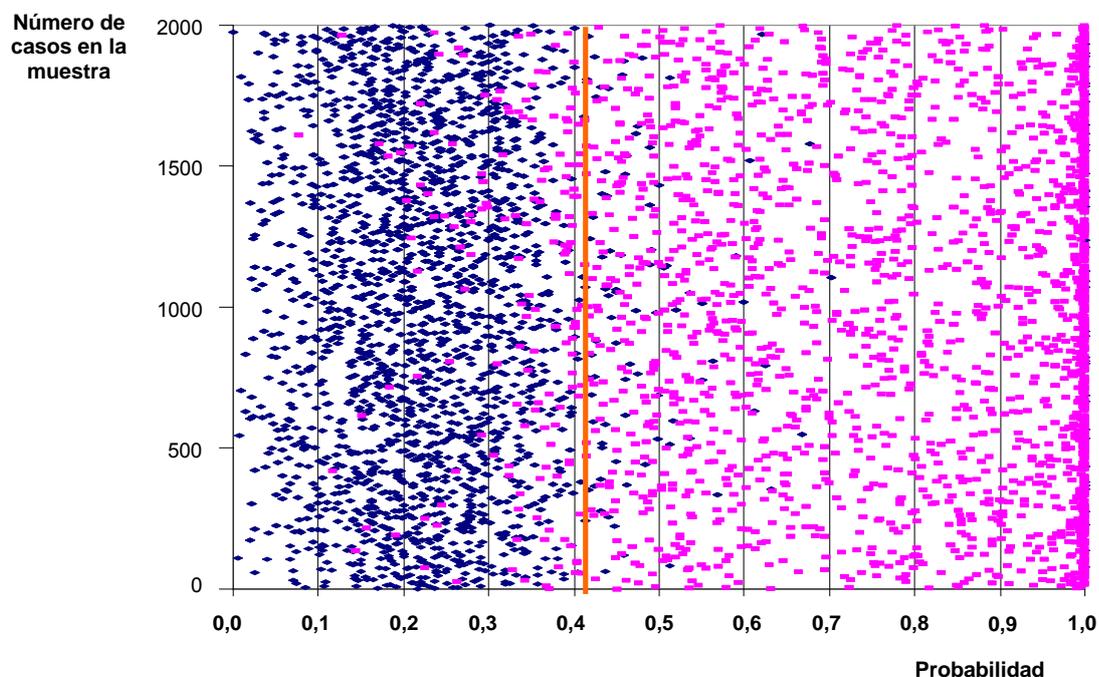


Figura IV.23. Histograma de probabilidades pronosticadas conjunta. CMAC de Tacna.

Fuente: Elaboración propia.

IV.5. CONSIDERACIONES FINALES

En el capítulo que concluimos, el objetivo principal es diseñar un modelo de *credit scoring* para la cartera de microcréditos para una Entidad de Desarrollo de la Pequeña y Micro Empresa y de una Caja Municipal de Ahorro y Crédito, entidades que operan en el sistema financiero de la República del Perú, y supervisadas por la Superintendencia de Banca y Seguros.

La escasez de datos económico-financieros en los historiales de crédito ha tenido que ser completada con información de tipo cualitativo, lo que ha

permitido poder aplicar técnicas estadísticas más flexibles para la incorporación de las variables explicativas. En concreto, la técnica elegida ha sido la regresión logística binaria, que constituye una herramienta estadística adecuada para el tratamiento de las variables independientes, tanto cuantitativas como cualitativas. Por otro lado, la regresión logística tiene como principal ventaja el cálculo de la probabilidad de incumplimiento del cliente que solicita un crédito, aspecto importante si la entidad de microfinanzas evoluciona de los modelos estándar a modelos basados en calificaciones internas para el cálculo del requerimiento de capital, los cuales presentaremos en el siguiente capítulo de la Tesis Doctoral.

La estimación de los modelos de *credit scoring* se ha realizado por el método de introducción, por pasos, aplicando la técnica paramétrica de regresión logística, innovando la selección de las variables explicativas en base a las fases y estadios obtenidos en el proceso de evaluación y concesión de un microcrédito (véanse epígrafes 3.2. y 3.4.). De esta forma, la investigación realizada diseña un modelo de calificación estadística capaz de predecir correctamente un 78,3% de los créditos de la cartera de la EDPYME, y un 93.3% de los créditos de la cartera de la CMAC, corroborado por un porcentaje similar en sendos procesos de validación de los modelos. A este respecto, las medidas de valoración del modelo, globalmente considerado, indican un ajuste aceptable en regresión logística.

Entendemos pues, que el modelo de *credit scoring* obtenido no va a suponer una limitación de las funciones que realiza el analista de crédito, sino que más bien debe constituirse en una herramienta complementaria que le permita resumir un conjunto de información que es cada vez más compleja de analizar.

Como ya adelantábamos en un párrafo anterior, la gran ventaja que nos reporta el uso del análisis de regresión logística es la probabilidad de que ocurra el suceso estudiado (impago) para cada crédito de las dos carteras analizadas.

Tal y como veremos en el capítulo siguiente, los resultados obtenidos en los modelos de *credit scoring* pueden tener sus aplicaciones en el negocio de las entidades de microfinanzas. Así, en función de lo que dicta la nueva normativa bancaria del Nuevo Acuerdo de Capital de Basilea II, disponiendo de la probabilidad de impago de un cliente de microcrédito, se puede optar por el diseño de métodos avanzados para el cálculo del capital requerido derivado del riesgo de crédito de una cartera, permitiéndonos también la discriminación de tasas de interés entre clientes en función del riesgo soportado por cada uno de ellos.

CAPÍTULO V

APLICACIONES DEL *CREDIT SCORING* EN EL NEGOCIO DE LAS INSTITUCIONES DE MICROFINANZAS

V.1. Introducción

V.2. Tratamiento del riesgo de crédito en Basilea II.

V.2.1. El acuerdo de 1998. Basilea I.

V.2.2. El Nuevo Acuerdo de Capital de 2004. Basilea II.

V.2.2.1. Pilar I: Requerimientos mínimos de capital.

V.2.2.2. Pilar II: Principios básicos de supervisión.

V.2.2.3. Pilar III: Disciplina de mercado.

V.3. Normativa del Nuevo Acuerdo de Basilea II en la República del Perú.

V.3.1. Principios generales.

V.3.2. Reglas de aplicación a las exposiciones minoristas.

V.3.3. Metodología de Stress Testing.

V.4. Implementación del modelo de negocio para la EDPYME PROEMPRESA.

V.4.1. Variables del modelo.

V.4.2. Cálculo de la tasa de interés y rentabilidad ajustada al riesgo.

V.4.3. Aplicación de Stress Testing.

V.5. Implementación del modelo de negocio para la CMAC TACNA.

V.5.1. Variables del modelo.

V.5.2. Cálculo de la tasa de interés y rentabilidad ajustada al riesgo.

V.5.3. Aplicación de Stress Testing.

V.6. Consideraciones finales.

V.1. INTRODUCCIÓN

En 1988, el Comité de Basilea para la Supervisión Bancaria publicó el Primer Acuerdo de Capital (Basilea I), en el que se requería a las instituciones financieras que dispusieran de un nivel mínimo de capital equivalente al 8% de sus activos ponderados por riesgo. En 1996, dicho Comité introdujo recomendaciones para que el requerimiento patrimonial contemplara también riesgos de mercado. Posteriormente, se comenzó a preparar una modificación del Primer Acuerdo con la intención de hacerlo más sensible al riesgo. De esta manera, en 1999 se publicó un primer documento de consulta que se centraba en la presentación de un nuevo marco conceptual más acorde con las técnicas actuales de medición y gestión de riesgos.

En 2001 se publicó el segundo documento de consulta, denominado “Nuevo Acuerdo de Capital”, conocido como Basilea II. Tras un tercer documento (BCBS, 2003), finalmente se llegó a un acuerdo en junio de 2004, que consta de tres pilares fundamentales y se recomienda sean implementados por medio de las entidades reguladoras de los distintos países (BCBS, 2004) y cuyo esquema ilustra la figura V.1.

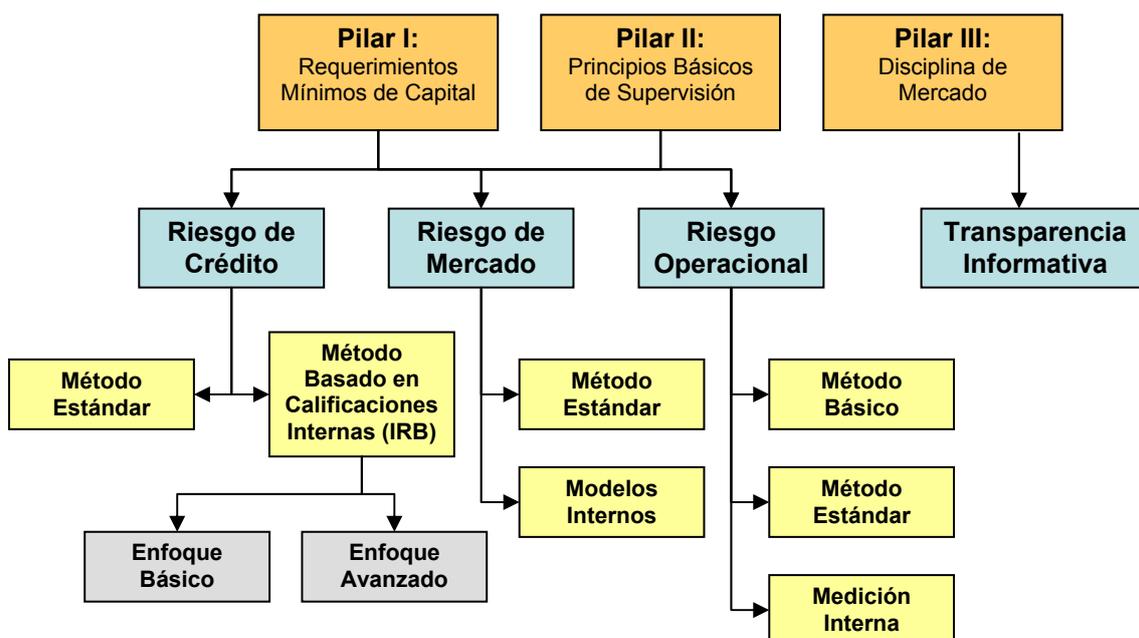


Figura V.1. Esquema de los Pilares de Basilea II.

El primer pilar, que se refiere a los requerimientos mínimos de capital y que contiene la base original de Basilea I, recomienda considerar no sólo riesgos de crédito y mercado sino también el riesgo operacional. El segundo pilar tiene que ver con principios de supervisión preventiva y la incorporación de nuevos parámetros de medición *a priori* como puede ser la probabilidad de incumplimiento en la medición del riesgo de crédito, aún para operaciones que no han caído en mora, en lugar de prácticas *a posteriori*, tales como la constitución de provisiones en base a los días de mora, una vez que el crédito ha caído en incumplimiento. El tercer pilar hace referencia a la disciplina de mercado y la transparencia de la información, no sólo a nivel de instituciones particulares sino, también, a nivel de sistemas financieros. Todas estas características convierten a Basilea II en un conjunto completo de herramientas para la supervisión y toma de decisiones de las entidades financieras, que tiene en cuenta no sólo el riesgo de crédito, sino también el riesgo operacional y el de mercado.

Por consiguiente, las entidades financieras y de microfinanzas (IMFs) supervisadas tendrán que adoptar procesos internos que sean capaces de medir el riesgo de crédito. Las entidades financieras que sirven a la industria microfinanciera tendrán que actuar bajo los parámetros de Basilea II, lo que les obliga a disponer de soluciones que permitan establecer modelos de medición (*scorings* y *ratings*) con objeto de discriminar a los clientes según su perfil de riesgo, sistemas de seguimiento del riesgo vivo y modelos de evaluación de la exposición y la severidad en el riesgo de crédito. Basilea II también obliga a las entidades financieras no solo a adaptar sus sistemas de cálculo del consumo de capital, sino también a modificar los sistemas de *reporting* (informes financieros) y de análisis de la información. La información es la clave de Basilea II por la necesidad de tener que gestionar grandes bases de datos, capaces de ofrecer la información exacta para cuantificar los riesgos de cada operación, lo que supone un verdadero reto para los bancos y, especialmente, para las entidades de microfinanzas.

En la práctica bancaria, Basilea II recomienda la utilización de sistemas de *rating* internos ya que, al basarse en la experiencia propia de la organización, reflejan con mayor claridad la exposición al riesgo de una cartera de créditos. A pesar de todo, ello no deja de suponer un problema para la banca comercial, puesto que un sistema de *rating* interno necesita un número aceptable de créditos fallidos para la identificación de una distribución de probabilidad admisible. Sin embargo, históricamente en microfinanzas se ha contado con un mayor número de impagados respecto a la banca, lo que motiva la utilización de sistemas de *rating* internos en las IMFs.

En Perú, el Reglamento para el Requerimiento de Patrimonio Efectivo por Riesgo de Crédito de la Superintendencia de Banca y Seguros (SBS) de 2009 constituye un notable avance de cara a la implementación de Basilea II entre las entidades sometidas a supervisión, entre ellas las Entidades de Desarrollo de la Pequeña y Micro Empresa (EDPYMEs) y las Cajas Municipales de Ahorro y Crédito (CMACs). Si bien la norma establece un modelo estándar para la gestión del riesgo de crédito, también ofrece la posibilidad de que las IMFs puedan implementar modelos internos. Es decir, la nueva normativa derivada de este reglamento aporta, como principal novedad, la posibilidad de desarrollar Métodos Basados en Calificaciones Internas (IRB) que deberán estar homologados por la Superintendencia de Banca y Seguros, siendo necesario utilizar, por tanto, métodos estadísticos más precisos para la estimación de la probabilidad de insolvencia y de la severidad. Ambas estimaciones son fundamentales para calcular el requerimiento de capital, la pérdida esperada y la pérdida inesperada, aspectos claves para establecer la política de tasas de interés. En este nuevo contexto, se requiere contar no sólo con nuevos sistemas y metodologías estadísticas y econométricas, sino también, con profesionales de formación adecuada para desarrollar e implantar en la institución financiera los modelos adecuados de estimación de la insolvencia y la severidad. En definitiva, Basilea II constituye un nuevo reto para las entidades de microfinanzas y para los profesionales de las mismas.

Consideramos que el elemento clave para analizar el proceso de calificación de riesgos mediante modelos internos (IRB), según la normativa de

Basilea II, es que la IMF disponga de un modelo de *credit scoring* que le permita medir la probabilidad de impago del correspondiente crédito (capítulo cuarto). Para analizar este proceso, que posibilitará el paso del método estándar a los métodos IRB, el trabajo que se presenta, en lo que sigue, se ha estructurado en cuatro partes. En la primera parte, se plantea un breve marco teórico en el que nos ceñimos al tratamiento que Basilea II propone para la medición del riesgo de crédito. En la segunda parte del capítulo se exponen los aspectos más relevantes de la normativa del Nuevo Acuerdo de Basilea II regulado por la SBS, organismo supervisor del sistema financiero del Perú, por ser éste en el que operan las dos IMF's analizadas en el presente trabajo de investigación. En la tercera y cuarta parte del capítulo aplicamos el modelo de *credit scoring* obtenido en el capítulo anterior a las decisiones de negocio y en la política de *pricing* mediante un modelo IRB avanzado en el marco de Basilea II, destacando el riesgo de crédito como factor competitivo en la toma de decisiones de las IMF's. Finalmente, escribimos una serie de consideraciones finales derivadas de la investigación de este quinto capítulo.

V.2. TRATAMIENTO DEL RIESGO DE CRÉDITO EN BASILEA II

Una definición del riesgo de crédito, recordemos, nos conduce a considerar dos tipos de riesgo a los que ya hemos aludido con anterioridad¹, es decir:

- *Riesgo de crédito*. Riesgo de cambios en la calidad crediticia del emisor.
- *Riesgo de impago*. Riesgo de que un prestatario no reembolse en tiempo y forma el crédito que le fue concedido (principal del préstamo más los intereses).

La complejidad y dinamismo de los mercados financieros, orientados a la globalización y al desarrollo tecnológico, hace que la actividad supervisora cobre una gran importancia de cara a aportar cierta estabilidad a los mercados.

¹ Véase sección II.2.

Una de las características principales de los sectores financieros es su alto grado de regulación. A este respecto, el objetivo de la regulación bancaria es asegurar un buen funcionamiento del sistema financiero, a la vez que la búsqueda de herramientas que reduzcan los efectos negativos de las crisis bancarias. Tanto en los países desarrollados como en vías de desarrollo, las diferentes regulaciones bancarias se han preocupado por la solvencia de las entidades financieras desarrollando, para ello, un importante número de normas que traten de sostener este objetivo. Según mantienen De Miguel *et al* (2003), si bien parece evidente que la mejor manera de evitar situaciones de insolvencia es a través de una buena gestión, en situaciones de crisis económica los bancos suelen sufrir importantes pérdidas a la vez que padecen problemas de solvencia. En caso de producirse esta situación, las entidades financieras dispondrán de recursos propios con los que hacer frente a las pérdidas inesperadas evitando, así, que sean asumidas por los clientes de depósito.

El acuerdo denominado *Convergencia internacional de medición de capital y estándares de capital*, también llamado Acuerdo del Comité de Basilea de 1988, representó uno de los mayores avances en cuanto a la definición de los requerimientos mínimos de capital que deben cumplir los bancos internacionales para hacer frente a situaciones inesperadas de pérdidas por diferentes riesgos, principalmente el riesgo de crédito. En la actualidad, se encuentra vigente la normativa relativa, al que se denomina comúnmente Basilea II.

V.2.1. El acuerdo de 1988. Basilea I

El motivo fundamental por el cual se constituyó el Acuerdo de Basilea en 1988, fue la creciente preocupación de que los capitales de los principales bancos mundiales fuera demasiado bajo, debido a la fuerte competencia existente en los sistemas financieros. A este respecto, el Acuerdo de 1988 tenía como objetivo establecer sistemas de evaluación y mediciones del riesgo de crédito, dado que la gestión de éste y de la baja calificación crediticia de las

entidades incrementaba la probabilidad quiebras bancarias y crisis financieras internacionales. En resumidas cuentas, el Acuerdo de Basilea I tenía una doble función; en primer lugar, establecer la igualdad competitiva en los mercados financieros y, en segundo lugar, alcanzar un sistema bancario internacional estable asegurando un adecuado nivel de capital.

Para el cálculo de los requerimientos de capital en Basilea I, se propusieron una serie de pasos a seguir:

- a) Identificar, dentro de un listado de valores considerados como elementos de capital, aquella operación financiera susceptible de medición en lo que a operación en riesgo se refiere.
- b) Se emplea un enfoque de cartera para medir el riesgo de crédito, clasificando los activos en cinco categorías mostradas en la tabla V.1., indicando la ponderación de la exposición según el tipo de deudor. Conviene mencionar que existe también una escala para las operaciones fuera de balance.
- c) La medición y cálculo de los requerimientos de capital se basa en el modelo *Risk Asset Ratio* (RAR), según el cual el capital tiene que ser al menos el 8% de los activos ponderados por riesgo, tal y como señala la siguiente expresión:

$$RAR = \frac{F.P.}{\sum_{i=1}^N \alpha_i \times A_i} \geq 8\% \quad (34)$$

donde:

F.P.: Fondos Propios.

α_i : Coeficientes de ponderación de riesgo que pueden tomar valores de 0 a 100.

A_i : Valor del activo sometido al coeficiente.

Tabla V.1. *Categorías de riesgo en Basilea I.*

PESOS	VALORES
0%	Emitidos por Estados o Bancos Centrales de los países de la OCDE.
10%	Emitidos por Administraciones Públicas distintas al Estado. En el caso de la Unión Europea, activos emitidos por entidades crediticias especializadas en el descuento de papel público.
20%	Operaciones interbancarias o bien con países no pertenecientes a la OCDE con duraciones menores al año.
50%	Préstamos con garantías hipotecarias de viviendas.
100%	El resto de las operaciones.

Fuente: Samaniego (2005)

Conviene destacar que en Basilea I las categorías de riesgo resultaban ser demasiado amplias lo cual provocaba una difícil separación entre los distintos niveles de riesgo. De este modo, los requerimientos de capital y los niveles de riesgo asumido no mantenían una relación lógica. Por otra parte, el hecho de establecer un peso idéntico dentro de una misma categoría dificulta la diferenciación entre los distintos activos que pueden pertenecer a dicha categoría. Además, Basilea I asume que las ponderaciones son constantes a lo largo del tiempo no resultando veraz en el momento en que se producen cambios en la calidad crediticia.

Por estos y otros motivos, el Comité de Supervisión Bancaria emprendió una labor de legislación y reforma de la normativa bancaria publicando en 2004 el Acuerdo definitivo internacional sobre regulación y supervisión bancaria denominado “Nuevo Acuerdo de Capital”, aprobado en 2004 por el Comité de Basilea, y conocido como Basilea II, con un esquema de trabajo más sensible al concepto de riesgo.

V.2.2. El Nuevo Acuerdo de Capital de 2004. Basilea II

El principal objetivo del Nuevo Acuerdo de capital (en adelante Basilea II) es que los requerimientos de capital sean más sensibles al riesgo, sobre todo, al riesgo de crédito. Para ello, Basilea II hace un mayor énfasis en los modelos internos de medición del riesgo de crédito creado, a ser posible por cada entidad financiera, a la revisión del correspondiente supervisor y a la disciplina de mercado, al entender que la disposición de un sistema en el cual el requerimiento de capital se corresponde con el riesgo asumido conduce a una ventaja competitiva por el hecho de reducir costes y contribuir a un sistema financiero más eficaz y seguro.

Según señalan De Miguel *et al* (2003), uno de los principios básicos de Basilea II es hacer converger al capital regulatorio y al capital económico. En este sentido, el capital económico depende, en primera instancia, de factores relacionados con el negocio del cliente de un préstamo, tales como los tipos de operaciones de activo, sector, etc. y, en segundo lugar, del nivel de tolerancia ante el riesgo de quiebra por parte de los accionistas y directivos del negocio. No obstante, el capital regulatorio es aquel que establece el regulador del sistema financiero con la intención de minimizar el riesgo de quiebra y de los factores que incrementan el riesgo sistemático o de mercado.

Sin embargo, tal y como admiten Soley y Rahnema (2004), la principal novedad en Basilea II es la aplicación de *rating* internos por parte de las entidades crediticias, siendo la primera vez que se deja a la iniciativa de cada entidad de crédito la valoración crediticia de cada uno de sus clientes, condicionado únicamente a la supervisión y aprobación de los fundamentos y criterios adoptados, por parte de la correspondiente entidad supervisora.

En Basilea II, el marco de recursos propios se basa en el funcionamiento conjunto de tres pilares básicos: El pilar 1, denominado “requerimientos mínimos de capital”, en el que se determina el coeficiente de solvencia o capital mínimo regulador. El pilar 2, conocido como “revisión supervisora”, en el que se comprueba que los criterios seguidos en el pilar 1 se llevan a cabo

correctamente. Y por último, el pilar 3 o “disciplina de mercado”, basado en la transparencia informativa entre todos los componentes del sistema financiero.

V.2.2.1. Pilar I: Requerimientos mínimos de capital

Basilea II establece una metodología con múltiples opciones para medir el riesgo de crédito. En esta línea, existen dos enfoques diferentes para el cálculo de los requerimientos mínimos de capital o de recursos propios:

- Enfoque estándar similar al considerado por Basilea I, aunque con algunas modificaciones al establecer nuevas categorías de riesgo.
- Enfoque basado en *ratings* internos en el que se define el Método Interno o IRB (*Internal Rating Based*), considerando dentro de éste dos niveles:

1. *Método Basado en Calificaciones Internas IRB (Internal Rating Based approach) básico*: La entidad dispone de modelos de calificación para la estimación de la Probabilidad de Impago (PD), en base a lo cual el regulador aplicará estándares para la obtención de la Severidad (LGD) y Exposición (EAD).
2. *Método Basado en Calificaciones Internas IRB avanzado*: La entidad dispone de Modelos de calificación para la estimación de la probabilidad de Impago (PD), Severidad (LGD) y Exposición (EAD).

En Basilea II el capital regulatorio continúa en el 8% de los activos ponderados por riesgo. Sin embargo, los riesgos considerados son ahora de tres tipos: el riesgo de crédito, el riesgo de mercado y el riesgo operacional, de tal forma que:

$$\frac{\text{Capital Regulatorio}}{\text{Activos ponderados por riesgo de crédito, de mercado y operacional}} \geq 8\%$$

Respecto al **método estándar** de medición de riesgo de crédito, advertimos la novedad de la utilización de calificaciones externas como medida

del riesgo de crédito para establecer las ponderaciones. De este modo, el proceso consiste en asignar una ponderación de riesgos a cada uno de los activos y operaciones fuera de balance con la intención de generar un total de activos ponderados por riesgo. No obstante, las ponderaciones individuales dependen del tipo de prestatario (créditos Soberanos, bancos o empresas). En Basilea II las ponderaciones de riesgo se reajustan teniendo en cuenta la calificación crediticia aportada por una entidad externa de evaluación del crédito, como pueda ser una agencia de *rating* que cumpla unos estándares estrictos. En base a lo comentado, las tablas V.2. y V.3. y la figura V.2. nos resumen los contenidos de las ponderaciones de riesgo y una comparativa entre Basilea I y Basilea II respecto a los requerimientos de capital.

Tabla V.2. *Ponderaciones de riesgo (Método estándar).*

SECTORES	CALIFICACIONES CREDITICIAS					
	AAA a AA-	A+ a A	BBB+ a BBB-	BB+ a B-	Menor a B-	No calificado
Créditos Soberanos	0%	20%	50%	100%	150%	100%
Créditos a Gobiernos regionales y Autoridades Locales	Mismo tratamiento que las entidades de crédito (bancos), aunque los Estados tienen la discrecionalidad de asimilar el riesgo de los Gobiernos Regionales, Autoridades Locales y empresas públicas al riesgo Soberano.					
Créditos a bancos ¹	20%	50%	100%	100%	150%	100%
Créditos a bancos ²	20%	50%	50%	100%	150%	50%
Créditos a bancos ² a corto plazo	20%	20%	20%	50%	150%	20%
	AAA a AA-	A+ a A	BBB+ a BBB-	Menor a BB-	No calificado	
Créditos a empresas	20%	50%	100%	150%	100%	

¹ La ponderación se basa en la calificación asignada al país en la que está establecida la entidad más un escalafón.

² La ponderación se basa en la calificación de un organismo externo de evaluación de créditos.

Fuente: BCBS (2003).

Tabla V.3. Ponderaciones de capital. Crédito Retail (Micro Empresa y Pymes).

RATING	PONDERACION BASILEA I	PD	PONDERACION BASILEA II-ESTANDAR	PD	PONDERACION BASILEA II-IRB	PD
AAA	100,00%	13,89%	100,00%	13,89%	0,30%	0,01%
AA+	100,00%	13,89%	100,00%	13,89%	0,55%	0,02%
AA	100,00%	13,89%	100,00%	13,89%	0,78%	0,03%
AA-	100,00%	13,89%	100,00%	13,89%	1,00%	0,04%
A+	100,00%	13,89%	100,00%	13,89%	1,21%	0,05%
A	100,00%	13,89%	100,00%	13,89%	1,61%	0,07%
A-	100,00%	13,89%	100,00%	13,89%	1,98%	0,09%
BBB+	100,00%	13,89%	100,00%	13,89%	2,69%	0,13%
BBB	100,00%	13,89%	100,00%	13,89%	3,52%	0,18%
BBB-	100,00%	13,89%	100,00%	13,89%	5,62%	0,32%
BB+	100,00%	13,89%	100,00%	13,89%	8,41%	0,53%
BB	100,00%	13,89%	100,00%	13,89%	13,03%	0,93%
BB-	100,00%	13,89%	100,00%	13,89%	19,36%	1,57%
B+	100,00%	13,89%	100,00%	13,89%	28,26%	2,64%
B	100,00%	13,89%	100,00%	13,89%	40,60%	4,46%
B-	100,00%	13,89%	100,00%	13,89%	56,75%	7,52%
CCC	100,00%	13,89%	100,00%	13,89%	96,58%	21,22%

Fuente: Elaboración propia a partir de SBS.

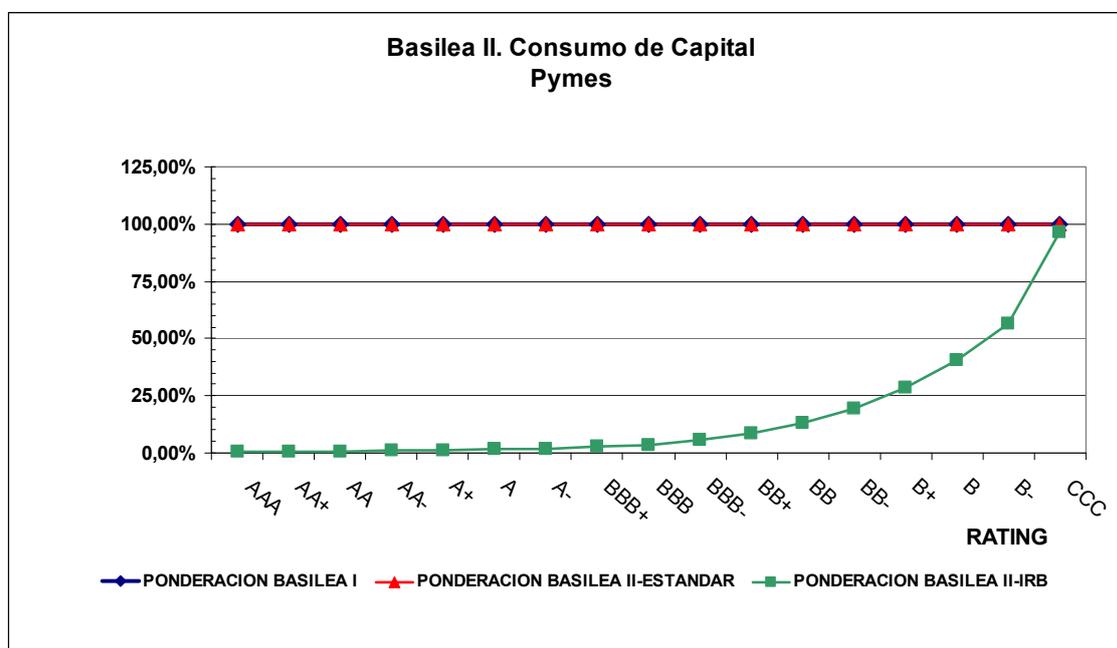


Figura V.2. Basilea II. Consumo de capital Pymes.

Con el tratamiento que ofrece Basilea II en el método estándar, se permiten unas mayores posibilidades de mitigación del riesgo de crédito que en

Basilea I, aunque debemos destacar que esta propuesta ha sido susceptible de críticas. Por ejemplo, Altman y Saunders (2001) consideran insuficiente la sensibilidad al riesgo en las ponderaciones propuestas en el modelo estándar, sobre todo en las calificadas como BB- o en los escalafones inferiores a ésta. Por otra parte, critican la elevada ponderación asignada a las dos primeras categorías, aún siendo el porcentaje de pérdidas históricas del 0%. Asimismo, se ha censurado que las empresas no calificadas (sin *rating*) tengan asignadas una ponderación del 100%, mientras que las que si están calificadas en categorías inferiores a BB- tengan una ponderación del 150%, lo cual supone que los prestatarios que se prevea a ser encuadrados en esta última categoría, prefieran no estar calificados con la intención de acceder al crédito a un menor coste.

Por otra parte, el **método IRB** o método interno se basa en estimaciones propias de la entidad financiera (homologadas por el supervisor). Con el método IRB, las entidades financieras utilizan sus estimaciones internas de la calidad crediticia de sus clientes para calcular el riesgo total de sus carteras de créditos. El proceso consiste en estimar la calidad crediticia de sus prestatarios a partir de la cual se estima el importe de las pérdidas potenciales futuras, importe que resulta ser la base de los requerimientos mínimos de capital. En esta línea, se distingue entre el método IRB básico y el IRB avanzado, los cuales proporcionan una sensibilidad mayor al riesgo que el método estándar.

Los métodos de *ratings* internos (IRB) son la principal novedad de Basilea II en cuanto a medición del riesgo de crédito. En este sentido, la clasificación de las exposiciones a los riesgos depende directamente de las estimaciones internas de éstos realizadas por la propia entidad financiera. De este modo, al disponer el banco de un sistema de gestión de riesgos dotado de un método que permite calcular las probabilidades de impago para clasificar los préstamos en categorías, y testado durante al menos tres años, podrá calcular las ponderaciones que determinen los requerimientos de capital.

Para el cálculo del capital regulatorio se requiere la estimación de la severidad, conocida como *Loss Given Default* (LGD), la cual hace regencia a la

pérdida en caso de impago. Asimismo, se establece un recargo por concentración llamado granularidad, el cual se aplica a todas las carteras excepto a las de carácter minorista.

El primer componente del riesgo de crédito bajo el criterio IRB corresponde a la *pérdida esperada* (EL), que se obtiene a través de la siguiente expresión:

$$EL = PD \times LGD \times EAD = PD \times LGD \times (1-TR) \quad (35)$$

Donde:

PD (*Probability of Default*): Probabilidad de impago.

LGD (*Loss Given Default*): Pérdida en caso de impago.

EAD (*exposure at default*): Exposición en el momento del impago.

TR: Tasa de recuperación.

Los elementos que debe contener un modelo IRB son:

- Un modelo de *ratings* internos, es decir, una clasificación de la deuda según su exposición al riesgo de crédito.
- Los denominados componentes del riesgo. Se establecen necesarios para el modelo básico la *PD* y la *EAD*, y para el modelo avanzado la *PD*, *EAD*, *LGD* y el vencimiento o *Maturity (M)*.
- Una función de ponderación de riesgo que emplee los componentes de riesgo para el cálculo de sus ponderaciones.
- Demostrar que el modelo IRB puede ser implementado correctamente.
- Acreditar la revisión del supervisor sobre el cumplimiento de los requerimientos mínimos del modelo implantado.

En lo que al **modelo IRB básico** se refiere, se permite a la entidad financiera el uso de una estimación de la probabilidad de impago (*PD*) diseñada por ésta, para un horizonte temporal de un año, así como la exposición al impago (*EAD*). Por su parte, la *PD* promedio se utiliza para el cálculo de la ponderación de cada *rating* interno, en las que el cálculo de las

PD puede basarse o en la experiencia histórica, o en un modelo de *credit scoring*. Por otro lado, la exposición al impago (*EAD*) para operaciones de balance se corresponde con el valor nominal de la exposición, es decir, el valor contable de los préstamos. En otro caso, la *EAD* para operaciones fuera de balance se calcula aplicando el método que se utilizaba en Basilea I mediante equivalencias de partidas de fuera de balance hacia partidas de balance. Finalmente, para el cálculo de la severidad (*LGD*), Basilea II propone un tratamiento específico atendiendo a cada situación concreta. Así, para los créditos a empresas, gobiernos y entidades financieras que no se encuentren garantizados, se asignará un valor del 45%; en caso de tratarse de obligaciones subordinadas corporativas, el porcentaje toma el valor del 75%; y un 40% si está completamente asegurado por cuentas a cobrar a clientes.

Mediante el **enfoque IRB avanzado**, Basilea II incentiva a las entidades financieras a desarrollar modelos de gestión del riesgo de crédito, si cabe aún, más completos. La principal diferencia con el método *IRB* básico estriba en que ahora todas las variables pueden ser calculadas por la propia entidad financiera, cumpliendo con los requisitos impuestos por la normativa de Basilea II, por lo que se le permite al banco estimar el parámetro que venía impuesto por la normativa en el enfoque anterior; hablamos de la *LGD*.

El segundo componente del riesgo de crédito en los modelos *IRB* hace referencia a la diferencia entre las pérdidas reales y las esperadas, que es lo que se conoce como *pérdida inesperada (UL)*. Este concepto mide la volatilidad o variabilidad de las pérdidas reales. Dicho esto, la pérdida inesperada puede ser calculada a partir de la siguiente expresión:

$$UL = \sigma (TI) \times P \times (1-TR) \times C = \sigma (TI) \times P \times EAD \times C \quad (36)$$

siendo:

$\sigma (TI)$: Desviación típica de la tasa de incumpliendo.

P: Cuantía del préstamo.

C: Parámetro a estimar que será más elevado cuanto mayor sea el nivel de confianza asumido.

La figura V.3 nos muestra la magnitud de la pérdida contemplando tanto la esperada como la inesperada.

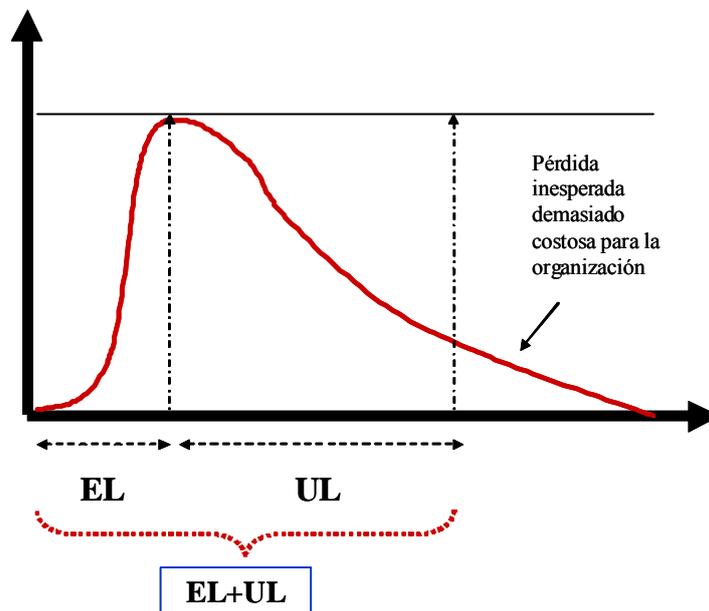


Figura V.3. Pérdida esperada e inesperada según el nivel de confianza.

Como puede apreciarse en la mencionada figura, la posibilidad de pérdida está asociada a la distribución de pérdidas. De este modo, la primera franja considerada hace referencia a la pérdida esperada y, a partir de ahí, las pérdidas inesperadas para la organización en función del nivel de confianza asumido.

Por otra parte, la **calificación** o **rating** representa la evaluación de la solvencia de un determinado prestatario, realizada por una agencia especializada. Utilizaremos el **rating** como medida del riesgo de crédito del deudor, o riesgo de que no pueda hacer frente a los pagos periódicos de interés o devolución del capital. De este modo, en el cuadro V.1 describimos la definición de cada una de las escalas empleadas para conceptualizar el **rating** de deuda a largo plazo.

Obtenida la valoración del riesgo, definimos una medida de rentabilidad ajustada RORAC (en Inglés "*Risk Adjusted Return On Capital*") obtenida a

partir del beneficio contable después de impuestos, minorándolo en el importe de la pérdida esperada y dividido, todo ello, entre el capital necesario para absorber las pérdidas inesperadas.

V.2.2.2. Pilar II: Principios básicos de supervisión

El Pilar II de Basilea II, denominado “Principios Básicos de Supervisión”, establece una guía para el seguimiento que los bancos y supervisores deben adoptar en la evaluación de los requerimientos del Acuerdo, incluyendo los niveles de capital, el tratamiento de las garantías colaterales, las variables utilizadas para la realización de modelos y la evaluación de los métodos avanzados para riesgo de crédito y operacional, entre otros aspectos.

A este respecto, el Pilar II considera los riesgos que están especificados en el Pilar I pero que no son cubiertos en su totalidad por éste, otros aspectos no cubiertos en el Pilar I, factores que son externos a las instituciones y la evaluación del cumplimiento de los requerimientos para los métodos más avanzados de riesgo de crédito, operacional y de mercado.

En definitiva, el Pilar II tiene por cometido asegurar que los organismos supervisores velen por el correcto funcionamiento de los mecanismos empleados en el Pilar I. Así por ejemplo, si los requerimientos de capital estimados en el Pilar I no responden a los riesgos asumidos, el organismo supervisor correspondiente puede exigir una corrección del requerimiento mínimo de capital de tal forma que éste refleje el riesgo realmente soportado por la correspondiente entidad financiera.

Cuadro V.1. Descripción del rating.

AAA: La deuda calificada con “AAA” posee el grado más alto de rating asignado por Standard & Poor’s. La capacidad de pago de intereses y reintegro del principal es extremadamente fuerte.

AA: La deuda calificada con “AA” posee una capacidad muy fuerte de pago de intereses y reintegro del principal, difiriendo sólo en grado menor de las emisiones con rating superior.

A: La deuda con *rating* “A” posee una gran capacidad de pago de intereses y reintegro del principal, aunque es algo más susceptible a los efectos de los cambios circunstanciales y condiciones económicas adversas que la deuda de las categorías superiores.

BBB: La deuda con *rating* “BBB” se considera dotada de capacidad adecuada de pago de intereses y reintegro del principal. A pesar de que normalmente presenta unos parámetros de protección adecuados, condiciones económicas o cambios circunstanciales adversos, pueden debilitar su capacidad de pago de intereses y reintegro del principal en comparación con la deuda situada en categorías superiores.

La deuda con *rating* “BB”, “B”, “CCC”, “CC” y “C” se considera provista de características predominantemente especulativas en lo que se refiere a la capacidad de pago de intereses y reintegro del principal. “BB” indica el menor grado de especulación y “C” el mayor. Aunque dicha deuda tenga normalmente algunas características de calidad y protección, éstas se ven contrarrestadas por incertidumbres de importancia o vulnerabilidad considerable ante condiciones adversas.

BB: La deuda con *rating* “BB” posee menos posibilidades de incumplimiento a corto plazo que otras emisiones especulativas. Sin embargo, debe hacer frente a incertidumbres significativas o a condiciones comerciales, financieras o económicas adversas que podrían conllevar una capacidad insuficiente de pago puntual de intereses y principal. La categoría de calificación “BB” se utiliza también para deuda subordinada a una deuda prioritaria a la cual se le ha asignado un *rating* “BBB” expreso o implícito.

B: La deuda calificada con “B” posee un mayor riesgo de incumplimiento, pero tiene actualmente una capacidad de pago de intereses y reintegro del principal. Condiciones comerciales, financieras o económicas adversas probablemente perjudicarían la capacidad o voluntad de pago de intereses y reintegro del principal. La categoría de calificación “B” se utiliza también para deuda subordinada a una deuda “senior” a la que se le ha asignado un *rating* “BB” o “BB-” expreso o implícito.

CCC: La deuda calificada como “CCC” tiene ya una posibilidad detectable de incumplimiento, y depende de condiciones comerciales, financieras y económicas favorables para satisfacer de forma puntual el pago de intereses y reintegro del principal. En caso de condiciones comerciales, financieras o económicas adversas no es probable que tenga capacidad de pago de intereses y reintegro del principal. La categoría de *rating* “CCC” se aplica también a deudas subordinadas a una deuda “senior” a la que se le ha asignado un *rating* “B” o “B-” expreso o implícito.

CC: El *rating* “CC” se suele aplicar generalmente a deuda subordinada a una deuda “senior” a la que se le ha asignado un *rating* “CCC” de forma expresa o implícita.

C: El *rating* “C” se aplica normalmente a deuda subordinada a una deuda “senior” a la que se le ha asignado un *rating* de deuda “CCC-” de forma expresa o implícita. El *rating* “C” puede utilizarse para cubrir aquellas situaciones en las que se ha solicitado quiebra, manteniéndose los servicios de pago de deuda.

Cuadro V.1. Descripción del rating (continuación).

D: El *rating* de deuda “D” se halla en situación de impago. La categoría de *rating* “D” se utiliza cuando el pago de intereses o reintegro del principal no se ha realizado puntualmente e incluso si el periodo de gracia correspondiente no ha expirado, a menos que S&P crea que dichos pagos se satisfarán dentro de dicho periodo de gracia. El *rating* “D” se aplica también en caso de declaración de quiebra, si peligran los pagos del servicio de deuda.

Mas (+) o menos (-): Los *ratings* comprendidos entre las categorías “AA” y “CCC” podrán modificarse mediante la adición de un signo positivo o negativo que indica su posición relativa dentro de las principales categorías de calificación.

“r”: El símbolo “r” se asigna para destacar derivados, híbridos y otras operaciones que S&P considera que pueden experimentar alta volatilidad o grandes variaciones en la cuantía de los reembolsos esperados debido a riesgos distintos al riesgo de crédito. Ejemplos de estas operaciones son: títulos cuyo reembolso de principal o interés está indiciado a una renta variable, divisas o materias primas; algunos swaps y opciones; algunos títulos hipotecarios.

N.R.: Sin *rating*.

Las obligaciones de deuda fuera de los Estados Unidos y sus territorios se califican con los mismos criterios que las emisiones nacionales. Las calificaciones miden la solvencia del deudor, sin tener en cuenta los riesgos de cambio, de moneda e incertidumbres afines.

Fuente: Faus y Rahnema (2002)

El Comité de Basilea define cuatro principios fundamentales para llevar a cabo la actividad del Pilar II. Éstos son:

- *Principio 1:* Las entidades financieras deben disponer de un método que mida la suficiencia de su capital total en relación a su riesgo, junto con un proceso que mantenga sus recursos propios en niveles adecuados.
- *Principio 2:* Los organismos supervisores han de evaluar los procesos internos acerca de la suficiencia de capital de las entidades financieras, y asegurar la aplicación de los coeficientes de capital de supervisión.
- *Principio 3:* Los supervisores deben certificar que las entidades financieras lleven a cabo sus actividades con un capital por encima a los requerimientos mínimos de capital regulador.
- *Principio 4:* Los organismos de supervisión intervendrán cuando así lo estimen oportuno con la intención de evitar que el capital descienda por debajo del capital mínimo requerido ajustado al riesgo soportado, exigiendo, para ello, una corrección del valor del capital.

V.2.2.3. Pilar III: Disciplina de mercado

El Pilar III tiene por objetivo complementar al Pilar I y Pilar II de Basilea II. Con el cumplimiento de este Pilar se espera mantener una adecuada estabilidad financiera y de mercado, contar con una mejor disciplina de mercado y establecer un marco informativo basado en la transparencia. También pretende que haya un nivel apropiado de agregación de información con los objetivos de proteger la confidencialidad y la competitividad de los bancos.

Para ello, Basilea II insta a las entidades financieras a informar periódicamente de su estructura de recursos propios, la suficiencia de éstos y de la exposición al riesgo. Del mismo modo, hace especial hincapié a la consideración de los factores macroeconómicos como motivos de cambio del perfil de riesgo de las entidades, en tanto en cuanto las entidades han de informar de su tratamiento en los sistemas de gestión.

V.3. NORMATIVA DEL NUEVO ACUERDO DE BASILEA II EN LA REPÚBLICA DEL PERÚ

Para el análisis del requerimiento de capital de la operación crediticia en Perú, la Resolución de la Superintendencia de Banca y Seguros (SBS) número 14.354 de 30 de Octubre de 2009 sobre el Reglamento para el Requerimiento de Patrimonio Efectivo por Riesgo de Crédito recoge la normativa de adaptación para la implementación de Basilea II en las entidades bancarias y de microfinanzas que son supervisadas. La norma establece, en la línea del Documento de Basilea II de 2004 sobre el requerimiento de capital mínimo para cubrir el riesgo de crédito, que el cálculo del capital requerido derivado del riesgo de crédito de la cartera pueda hacerse mediante tres métodos que van de menor a mayor grado de sofisticación:

- Método Estándar.
- Método Basado en Calificaciones Internas IRB básico.
- Método Basado en Calificaciones Internas IRB avanzado.

En nuestro trabajo de investigación, nos centramos en el capítulo III de la normativa, relativo a los Métodos Basados en Calificaciones Internas (IRB). El subcapítulo IV del mencionado capítulo trata las reglas de aplicación a las exposiciones minoristas en el que encontramos la documentación necesaria para la elaboración de un modelo basado en calificaciones internas IRB básico, con el que poder determinar la tasa de interés que es necesario aplicar a la operación de crédito (*pricing*), fijando, para ello, un objetivo de Rentabilidad Ajustada al Riesgo de Capital (RORAC) del cliente o de la operación. En el método IRB, las exposiciones sujetas a riesgo de crédito deben asignarse a alguna de las siguientes categorías:

- Pequeñas empresas
- Microempresas
- Créditos hipotecarios para vivienda
- Consumo no revolvente
- Consumo revolvente

V.3.1. Principios generales

Según se cita en el Reglamento, en la utilización de los Métodos Basados en Calificaciones Internas se han de tener en cuenta las **definiciones** que a continuación se señalan:

- a) Calificación de riesgo interna del deudor: Calificación de riesgo asignada por las empresas a sus deudores segmentada en grados que comparten el mismo rango de probabilidades de incumplimiento.

- b) Calificación de riesgo por operación: Calificación de riesgo asignada por las empresas a las operaciones segmentadas en grados que comparten el mismo rango de pérdidas esperadas.
- c) Categorías de recuperación: Categorías de riesgo asignadas a las operaciones que comparten el mismo rango de pérdidas dado el incumplimiento.
- d) Conjunto de exposiciones minoristas (*pool*): Grupo de exposiciones minoristas que comparten similar perfil de riesgo de deudores, tipo de producto y garantías asociadas.
- e) Exposiciones minoristas: Incluye los créditos hipotecarios para vivienda, las exposiciones con microempresas, con pequeñas empresas y de consumo.
- f) Exposición ante el incumplimiento (*exposure at default*, EAD): Es la mejor estimación de la exposición cuando ocurra el evento de incumplimiento. Esta definición concierne tanto a las posiciones directas como a las contingentes.
- g) Probabilidad de incumplimiento (*probability of default*, PD): Probabilidad de ocurrencia del evento de incumplimiento.
- h) Pérdida dado el incumplimiento (*loss given default*, LGD): Estimación del porcentaje de la exposición ante el incumplimiento que no será recuperado producido el evento de incumplimiento. Es la pérdida económica tomando en consideración todos los factores relevantes, incluyendo efectos de descuentos importantes y costos directos e indirectos sustanciales relacionados con el cobro de la exposición.
- i) Pérdida esperada (*expected loss*, EL): Pérdida que se encuentra asociada a la marcha regular del negocio, resulta de multiplicar la PD por la LGD y por la EAD.
- j) Pérdida no esperada (*unexpected loss*, UL): Es la máxima pérdida que soportaría la entidad financiera dado un nivel de confianza estadístico asociado, descontada la pérdida esperada.
- k) Período de entrega: Período pactado en el contrato en que se debe recibir el pago del principal y/o los intereses.
- l) Provisiones admisibles: La suma de todas las provisiones constituidas que se atribuyen a las exposiciones a las que se aplica el método basado en

calificaciones internas. No incluye las provisiones específicas establecidas para cubrir exposiciones accionariales y de titulización.

m) Sistema de calificación: Incluye todos los métodos, procesos, controles y sistemas de recopilación de datos y de tecnologías informáticas que permitan la evaluación del riesgo de crédito, la asignación de calificaciones de riesgo internas y la cuantificación de las estimaciones de incumplimiento y de pérdida.

Por otra parte, para deudores o clientes con exposiciones minoristas, el **estado de incumplimiento** se calcula por operación de crédito. Según la norma, una operación se considerará en estado de incumplimiento cuando presente al menos una de las siguientes características:

- Un atraso mayor a los 90 días. En el caso de que un deudor no minorista mantenga varias obligaciones con la entidad, se le considerará en incumplimiento cuando las obligaciones con atraso superior a 90 días representen más de S/. 100 (cien nuevos soles) o más del 1% de la deuda total del deudor en la entidad, el que resulte mayor. Si el importe atrasado, aún siendo menor al 1% de la deuda total supera tres (3) Unidades Impositivas Tributarias (UIT), el deudor entrará en estado de incumplimiento.

Los parámetros que determinen la materialidad (porcentaje y/o montos) de las obligaciones en incumplimiento antes mencionados, podrán variar si la empresa demuestra estadísticamente, a satisfacción de la Superintendencia, que la materialidad propuesta refleja mejor el estado de incumplimiento.

En el caso de instrumentos de deuda, se considera incumplimiento desde el primer día de atraso después del período de entrega (*settlement o delivery*).

- Pase a una situación de reestructurado.
- Que en los últimos 5 años el deudor o la operación haya registrado más de una refinanciación, salvo que la empresa demuestre estadísticamente, a satisfacción de la Superintendencia, que posee otras

variables o mecanismos que predigan mejor la entrada en estado de incumplimiento.

- La empresa considera que el deudor es incapaz de reembolsar sus obligaciones en la forma pactada sea parcial o totalmente.

Si bien nosotros hemos definido en los modelos de *credit scoring* diseñados la variable dependiente siguiendo los criterios planteados en la bibliografía especializada y en agencias de *rating* privadas de América Latina, corresponde a la SBS, como organismo supervisor, la homologación y aceptación de los diseños propuestos.

El requerimiento de capital por riesgo de crédito se establece como la suma de los requerimientos de capital para cada categoría de exposición, calculado según las fórmulas establecidas en la sección V.3.2 del presente capítulo.

Para determinar los activos y contingentes ponderados por riesgo de crédito (APR), se multiplicará el requerimiento patrimonial calculado según lo indicado en el párrafo anterior por la inversa del límite global que establece la Ley General en el artículo 199° y en la Vigésimo Cuarta Disposición Transitoria.

Adicionalmente, los APR deberán ser multiplicados por un factor, cuyo valor corresponderá al indicado en la siguiente tabla:

Período	Factor de ajuste
Julio de 2010 - Junio de 2011	0,96
Julio de 2011 – Junio de 2012	0,98
Julio de 2012 – En adelante	1,00

V.3.2. Reglas de aplicación a las exposiciones minoristas

Es en los modelos de calificación interna donde se necesita el input de la probabilidad de impago que se obtiene del modelo de *credit scoring*. Según el Reglamento para el Requerimiento de Patrimonio Efectivo por Riesgo de Crédito, para la estimación de la PD, las empresas podrán emplear las siguientes técnicas: a) experiencia histórica de incumplimiento, b) modelos estadísticos de predicción de incumplimiento y c) la asociación con datos externos. En nuestro caso, optamos por la opción b), dado que en el capítulo IV obtuvimos un modelo estadístico de predicción de incumplimiento en el cual determinamos la probabilidad de *default* para todos los créditos de la cartera disponible de cada entidad analizada.

El sistema de calificación admisible en los métodos IRB aplicable a exposiciones minoristas deberá estar orientado tanto al riesgo del prestatario como al riesgo de la operación. Las empresas deben demostrar que el sistema de calificación permite:

- a) Una separación en grupos de exposiciones suficientemente homogéneos.
- b) Una diferenciación significativa del riesgo entre estos grupos de exposiciones.
- c) Una estimación precisa de las características de la pérdida para cada *pool*.

Las empresas deberán estimar la probabilidad de incumplimiento, la pérdida dado el incumplimiento y la exposición ante el incumplimiento para cada conjunto de exposiciones. Para ello, las empresas deberán considerar, como mínimo, los siguientes factores de riesgo en la asignación de exposiciones a un conjunto determinado:

- a) Características de riesgo del prestatario: Tipo de prestatario, características socio-demográficas como edad u ocupación, comportamiento de pago en el sistema, entre otros.
- b) Características del riesgo de la operación: Tipos de producto, garantías, prelación, entre otros.

- c) Morosidad: Se deberá separar, como mínimo, las exposiciones en incumplimiento de aquellas que no lo están.

Por otra parte, tal y como dicta la normativa, las empresas que utilicen los métodos IRB deberán emplear los resultados del modelo para la aprobación de créditos, la gestión del riesgo de crédito y para la estimación interna de suficiencia patrimonial. No serán aceptables los modelos internos cuyo diseño y aplicación tiene como único propósito el cálculo del requerimiento de patrimonio efectivo por riesgo de crédito.

Según lo dicho, para determinar el requerimiento de capital en una operación de crédito, Basilea II considera un cuartil del 99,9% con objeto de que en el computo del capital se contemplen el 99,9% de las situaciones del estado de la economía que tengan influencia en un posible impago del cliente y que el peor resultado, en situación de catástrofe o crisis en la misma, se produzca con una probabilidad del 0,1%, tal y como se muestra en la figura V.4.

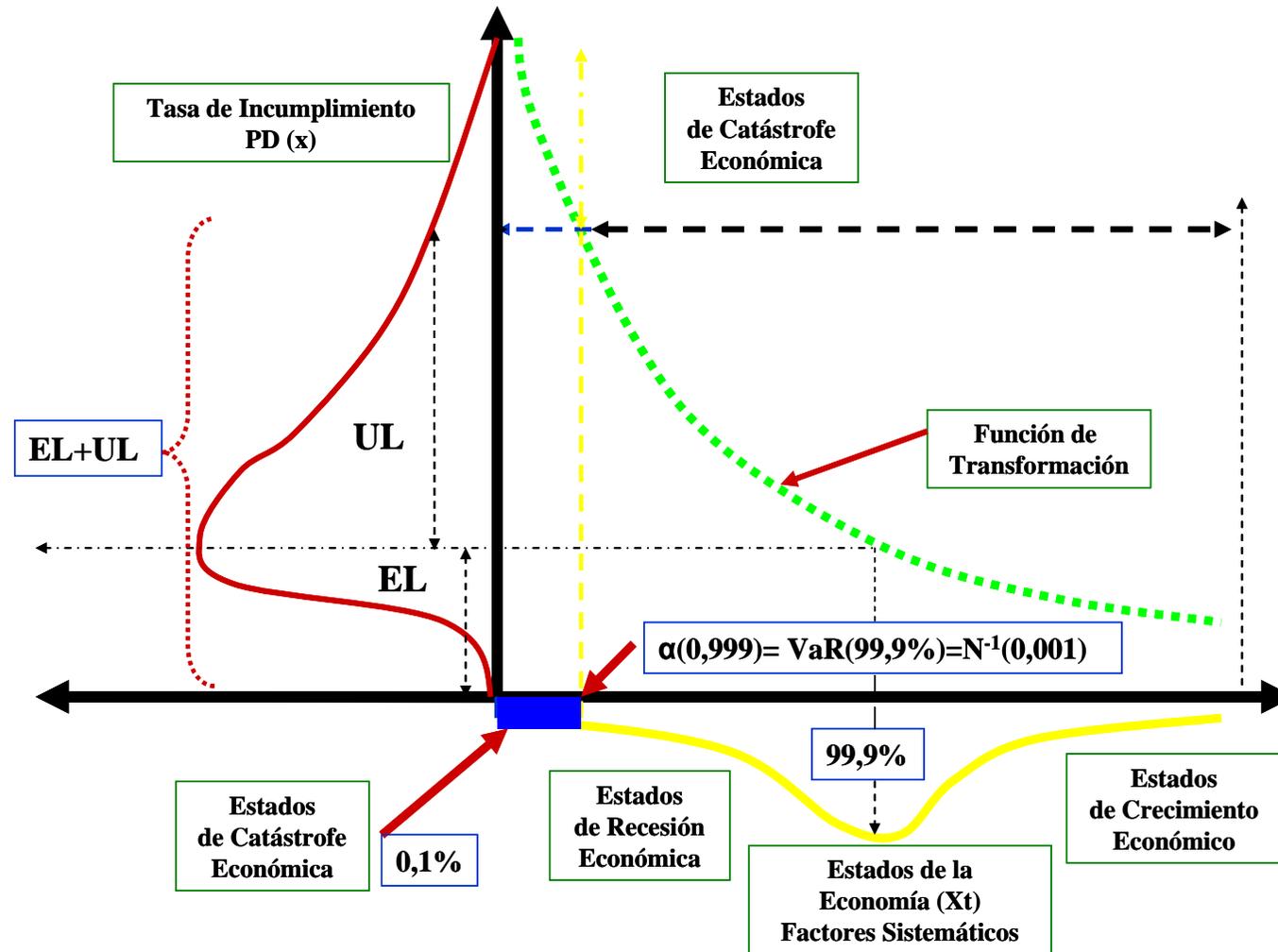


Figura V.4. Elementos necesarios para el cálculo de la pérdida esperada e inesperada según el nivel de confianza.

La fórmula para calcular el requerimiento de capital exigido a las entidades de crédito en los modelos internos según el modelo propuesto por el Comité de Supervisión Bancaria de Basilea para la cartera minorista es la siguiente:

$$K = \left[\text{LGD} \cdot N \left(\frac{G(\text{PD}) + \sqrt{\rho(\text{PD})} \cdot G(0.999)}{\sqrt{1 - \rho(\text{PD})}} \right) - \text{PD} \cdot \text{LGD} \right] \quad (37)$$

$$\text{APR} = \left(\frac{100\%}{10\%} \right) \cdot \left[\text{LGD} \cdot N \left(\frac{G(\text{PD}) + \sqrt{\rho(\text{PD})} \cdot G(0.999)}{\sqrt{1 - \rho(\text{PD})}} \right) - \text{PD} \cdot \text{LGD} \right] \quad (38)$$

$$\text{APR} = K \cdot 10 \cdot \text{EAD} \quad (39)$$

$$\text{EL} = \text{PD} \cdot \text{LGD} \cdot \text{EAD} \quad (40)$$

$$\rho(\text{PD}) = 0.03 \cdot \frac{1 - e^{-35\text{PD}}}{1 - e^{-35}} + 0.16 \cdot \left(1 - \frac{1 - e^{-35\text{PD}}}{1 - e^{-35}} \right) \quad (41)$$

donde:

K: Requerimiento de capital.

PD: Probabilidad de incumplimiento que se obtiene del *credit scoring*.

ρ (PD): Coeficiente de correlación.

LGD: Severidad o porcentaje de pérdida en el momento del incumplimiento.

EAD: Exposición en el momento del incumplimiento.

APR: Activo ponderado por riesgo.

EL: Pérdida esperada.

G (0,999): Inversa de la Función Distribución Normal Estándar Acumulada = 3,090.

G (PD): Inversa de la Función Distribución Normal Estándar Acumulada en PD

V.3.3. Metodología de *Stress Testing*

El propósito de la presente sección es plantear una metodología para identificar el grado de exposición de las dos IMF's objeto de estudio, vinculado a movimientos de las variables macroeconómicas. La detección de los riesgos a los que se enfrentan las organizaciones de microfinanzas en el sistema financiero resulta crucial para poder anticipar los efectos de una medida económica específica, un cambio en el entorno macroeconómico o de regulación.

En términos de supervisión bancaria, tal y como apuntan Marasca *et al* (2003), uno de los principios básicos enunciados en el Acuerdo de Basilea II es que las entidades financieras deben contar con un proceso para evaluar la suficiencia de capital en función del perfil de riesgos de la institución. En este sentido, resulta determinante conocer la estructura de riesgos del sistema financiero peruano, a los efectos de evaluar la variabilidad de los requerimientos de capital de las entidades financieras.

Para ello, la herramienta *Stress Testing* permite evaluar la vulnerabilidad o el grado de exposición de las instituciones financieras, ante un cambio brusco en las variables macroeconómicas relevantes. A este respecto, el *Stress Testing* es un instrumento de gestión de riesgos utilizado para cuantificar el impacto potencial en el sistema bancario de un evento específico o de una combinación de variables macroeconómicas.

Según lo indicado, los puntos fuertes de un proceso de *Stress Testing* son los siguientes:

- Evaluar el impacto que tiene en el sistema financiero un evento más extremo que el VaR.
- Calcular el nivel de tolerancia a los riesgos o la combinación de variables macroeconómicas que produciría grandes pérdidas patrimoniales.

- Determinar los requerimientos de capital y su variación ante la ocurrencia de un suceso económico adverso.

Según recoge el artículo 70 del Resolución de la Superintendencia de Banca y Seguros (SBS) número 14.354 de 30 de Octubre de 2009 sobre el Reglamento para el Requerimiento de Patrimonio Efectivo por Riesgo de Crédito, las entidades financieras que empleen los métodos basados en calificaciones internas deberán contar con pruebas de estrés (*Stress Testing*) para utilizarlas en la evaluación de la suficiencia de patrimonio efectivo. En dichas pruebas se identificarán los posibles acontecimientos o cambios futuros en las condiciones económicas que pudieran afectar desfavorablemente a las exposiciones crediticias de la empresa y se evaluará su capacidad para afrontar dichos cambios. Deberá prestarse especial atención a los siguientes supuestos:

- Una desaceleración de la actividad económica general o en determinados sectores económicos.
- Fenómenos naturales recurrentes.
- Una modificación significativa en los precios de mercado y/o tasas de interés.
- Deterioro en las condiciones de liquidez.
- Incremento en el riesgo cambiario crediticio.

Asimismo, la empresa deberá llevar a cabo pruebas de estrés relativas al riesgo de crédito para evaluar el efecto de determinadas condiciones sobre su requerimiento de patrimonio efectivo por dicho riesgo. Las empresas valorarán posibles transiciones de sus grados de calificación en los escenarios utilizados para las pruebas de estrés. Las carteras sometidas a pruebas de estrés deberán concentrar la mayor parte de las exposiciones de la entidad.

La entidad financiera deberá incluir las siguientes fuentes de información:

- Datos internos que permitan estimar la migración de sus posiciones hacia otros grados de calificación.
- Información sobre el efecto que tendría para los resultados de su modelo un deterioro de las condiciones crediticias.

La frecuencia de las pruebas de estrés deberá ser por lo menos semestral, a menos que la coyuntura económica merezca realizar dichas pruebas en un plazo menor o cuando la Superintendencia lo requiera.

Las pruebas de estrés deberán recoger al menos tres niveles de intensidad de las variables sujetas al estrés. Para cada nivel de intensidad de las pruebas de estrés, las empresas deberán establecer los planes de contingencia que deberán incluir, por lo menos, ajustes en los criterios de aceptación de riesgo.

V.4. IMPLEMENTACIÓN DEL MODELO DE NEGOCIO PARA LA EDPYME PROEMPRESA

En base a los principios descritos sobre los nuevos Acuerdos de Basilea II en este capítulo, y en virtud a los resultados obtenidos a lo largo de los capítulos precedentes en el trabajo de investigación, a modo de resumen, la figura V.5 nos muestra el esquema general de la metodología que hemos seguido en la implementación del modelo de negocio para la EDPYME Proempresa, como aplicación del modelo de *credit scoring*.

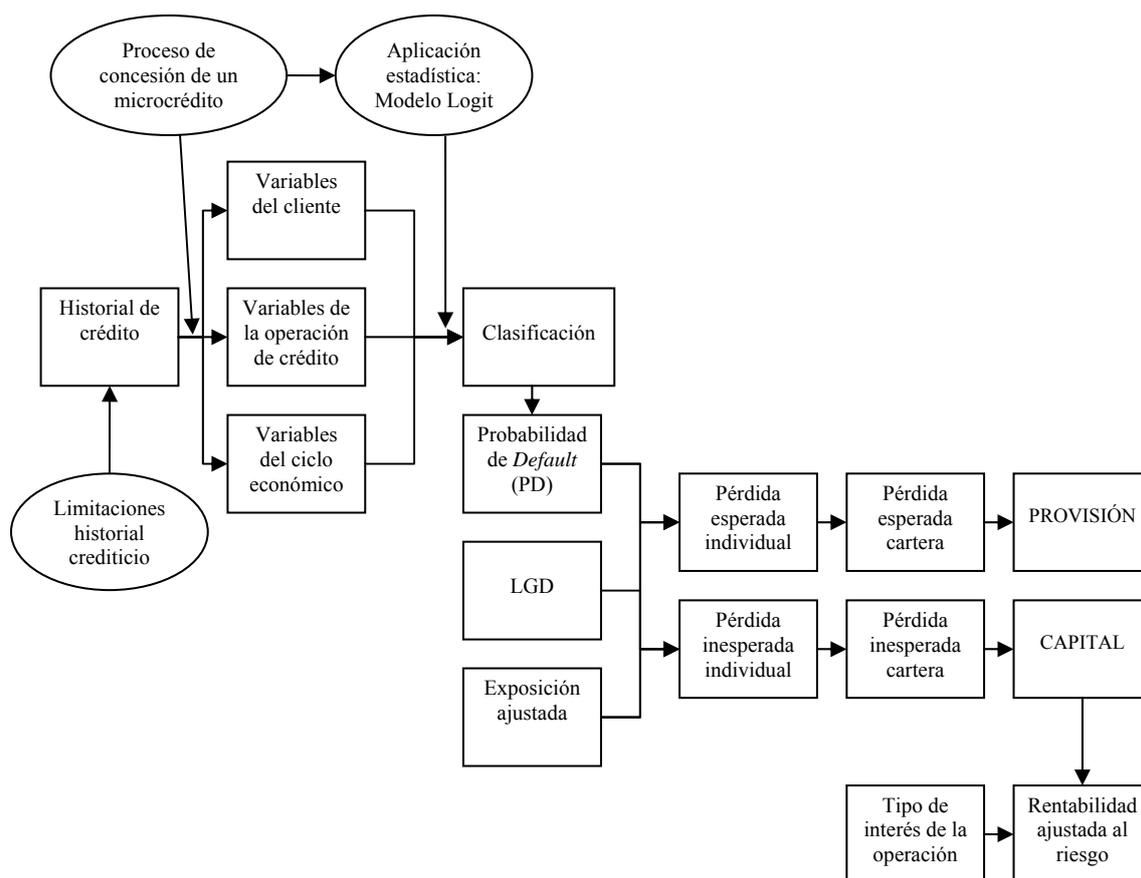


Figura V.5. Esquema general de la metodología para el análisis del riesgo de microcrédito

V.4.1. Simulación 1

Para analizar el efecto que tiene un modelo de *credit scoring* en el marco de la norma de Basilea II para una entidad de microfinanzas vamos a desarrollar un caso práctico en el que la EDPYME Proempresa concede dos microcréditos, uno de ellos a un cliente que en el método estándar tiene *rating* B- y otro crédito a un cliente que es de *rating* CCC. En primer lugar, calcularemos sus respectivas probabilidades de incumplimiento, según el modelo *scoring* que hemos obtenido para la cartera de microcréditos de la EDPYME Proempresa (aplicaremos las fórmulas (29) y (30) a los datos particulares de cada cliente). Los datos del caso son los siguientes:

- Cliente 1: *Rating* B- (Moderada probabilidad de incumplimiento que se puede ver afectada si cambia el escenario económico financiero a una situación más adversa).
- Cliente 2: *Rating* CCC (Existen factores que pueden aumentar significativamente el riesgo de incumplimiento de los términos pactados, aún en el escenario económico corriente al momento de la evaluación).
- Crédito Microempresa = 1.010\$; Plazo = 1 año; Provisión = 1%.
- Precio crédito (tasa de interés igual en ambos en clientes) = 20,00% anual.
- Tasa LIBOR a un año = Coste Fondos Ajenos= 5%.
- Costes operativos = 10% y Tasa impositiva= 35%.
- Objetivo de RORAC = 35%.
- Tasa rentabilidad un Activo Libre de Riesgo (TLR) = 3% (Bono Gobierno).
- Aplicación de la Tabla IRB Ponderaciones Riesgo Minorista (Otros).

Si sustituimos en la expresión del modelo de regresión logística, formulas (29) y (30), los datos de los dos clientes que solicitan un microcrédito, obtenemos las correspondientes probabilidades de impago, según la tabla V.4.

Tabla V.4: Probabilidad de impago para un cliente de rating B- y de rating CCC en la EDPYME Proempresa.

DATOS CLIENTE	VARIABLE	COEF. LOGIT	CLIENTE 1	CLIENTE 2
RATING			B-	CCC
ZONA GEOGRÁFICA (0 Céntrica) y (1 Extrarradio)	ZONA	-0,498	0	0
SITUACION LABORAL (0 Propietario) y (1 Dependiente)	SIT_LAB	-1,693	0	0
RATIO LIQUIDEZ	R3	-3,062	52,00%	30,00%
ENDEUDAMIENTO	R5	1,274	5,00%	10,00%
CRÉDITOS CONCEDIDOS CON ANTERIORIDAD	CRED_CON2	-0,072	14	7
DESTINO DEL CRÉDITO (0 Capital Trabajo) y (1 Activo Fijo)	DEST_CRED	-1,088	0	0
GARANTÍA (0 Sin Garantía) y (1 con Garantía)	GARANT	-1,064	0	0
PRONÓSTICO ANALISTA CRÉDITO A VENCIMIENTO (0) Vigentes (1) Con problemas estimados	VTOCRED_SBS	-4,356	0	0
VARIACIÓN ANUAL TASA DE CAMBIO	TC	0,241	5,00%	5,00%
CONSTANTE	CONSTANTE	8,703		
PUNTUACIÓN SCORING (Z)			-2,5205	-1,2792
PD (Probabilidad Default)			7,44%	21,77%

Fuente: Elaboración propia.

V.4.2. Cálculo de la tasa de interés y rentabilidad ajustada al riesgo

En segundo lugar, determinaremos la rentabilidad ajustada a riesgo (RORAC) de ambos clientes considerados en la simulación 1 bajo los principios de la normativa Basilea I y en la de Basilea II en el modelo IRB avanzado. En tercer lugar, ajustaremos las tasas de interés que la EDPYME debería aplicar a cada cliente para que la rentabilidad ajustada a riesgo de ambos sea igual al 35%, que es el objetivo mínimo establecido por la institución para este tipo de operaciones.

En las tablas V.5 y V.6, se calcula la rentabilidad que obtiene la entidad de microfinanzas con cada uno de los clientes en el marco de la normativa de Basilea I y según la norma de Basilea II. Además, se calcula la tasa de interés que debería negociarse con cada cliente para conseguir el objetivo de rentabilidad ajustada a riesgo (RORAC), en base al proceso mostrado en la figura V.6.

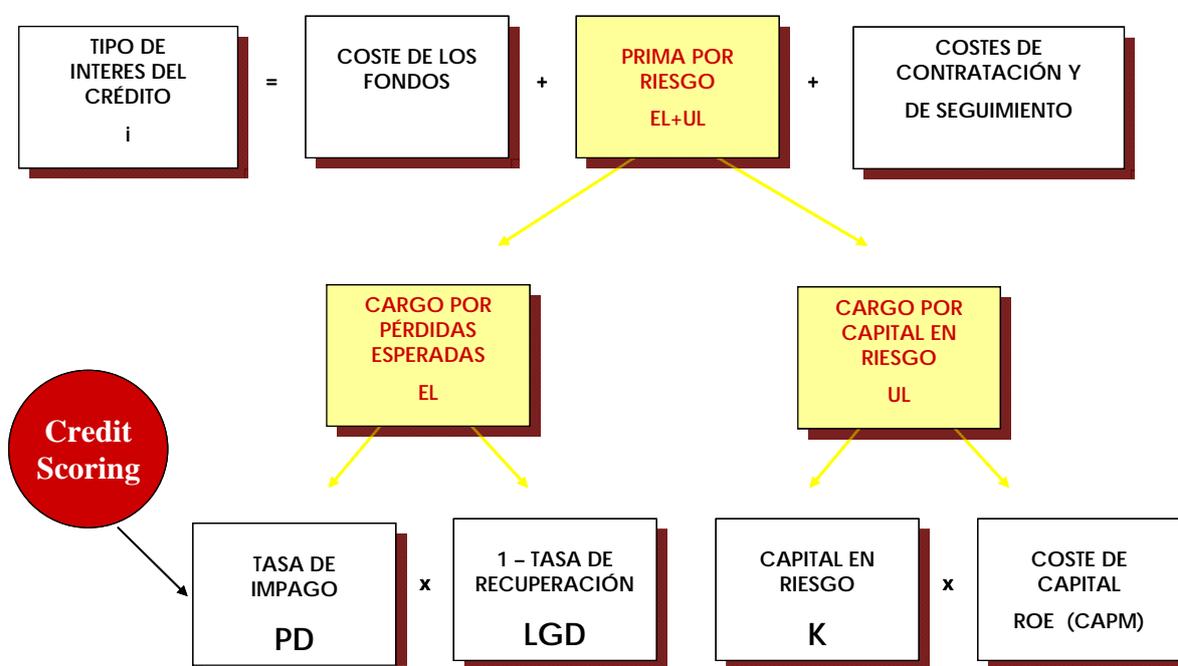


Figura V.6. Cálculo de la tasa de interés ajustada al riesgo del cliente.

Fuente: Elaboración propia.

Se comprueba como en el marco de la norma sobre requerimientos de capital de Basilea I ambos clientes aportan rentabilidades muy parecidas a la EDPYME (cliente de *rating* B- un 44,29% y el de *rating* CCC un 46,01%). Sin embargo, la aplicación de la norma Basilea II mediante el método IRB permite discriminar en términos de rentabilidad (cliente de *rating* B- un 22,40% y el CCC un -34,32%). Esto se debe fundamentalmente a que la probabilidad de impago es distinta en ambos clientes y por tanto, también es distinta la ponderación por riesgo, el activo ponderado por riesgo (RWA) y el importe de capital propio que Proempresa tiene que destinar a cubrir el riesgo de cada cliente.

Si el objetivo de la entidad es conseguir una Rentabilidad Ajustada a Riesgo de Capital con clientes de microcrédito del 35%, deberá fijar una tasa de interés del 21,09% al microcrédito concedido al cliente de *rating* B- (por tanto, se le aumenta en un 1,09% la tasa inicial del 20%). Además, debe aplicar una tasa de interés del 28,85% al microcrédito concedido al cliente de *rating* CCC (aumentando en un 8,85% la tasa inicial del 20%).

Tabla V.5. *Rentabilidad del cliente en Basilea I y Basilea II (antes del ajuste de tasas)
en la EDPYME Proempresa.*

CONCEPTO	CLIENTE 1	CLIENTE 2
Tasa interés	20,00%	20,00%
Importe crédito	1.010	1.010
Tasa Libre de Riesgo	3,00%	3,00%
Costes Operativos	10,00%	10,00%
Coste Fondos Ajenos	5,00%	5,00%
Tasa Impuestos	35,00%	35,00%
BASILEA I	CLIENTE 1	CLIENTE 2
Ponderación	100,00%	100,00%
Provisión (B- =5%; CCC =5%)	10,10	50,50
Coefficiente RRPP Basilea I	8,00%	8,00%
Fondos Propios	79,99	76,76
Fondos Ajenos	930,01	933,24
Ingresos Financieros	202,00	202,00
Costes Financieros	46,50	46,66
Costes Operativos	101,00	101,00
Beneficio de Capital	0,00	0,00
Rentabilidad Cliente	44,29%	46,01%
BASILEA II-IRB	CLIENTE 1	CLIENTE 2
Rating	B-	CCC
PD	7,44%	21,77%
LGD	45,00%	45,00%
Perdida Esperada (EL)	33,83	98,94
Ponderación	56,0168%	82,9780%
RWA	565,77	838,08
Coefficiente Basilea II-IRB	10,00%	10,00%
Fondos Propios	56,58	83,81
Fondos Ajenos	953,42	926,19
<u>Total</u>	<u>1.010,00</u>	<u>1.010,00</u>
Superavit/Déficit Fondos Propios	23,42	-7,05
Ingresos Financieros	202,00	202,00
Costes Financieros	47,67	46,31
Costes Operativos	101,00	101,00
Beneficio Capital FP	0,00	0,00
Rentabilidad Ajustada a Riesgo (RORAC)	22,40%	-34,32%
Rentabilidad Objetivo	35,00%	35,00%
Precio	20,00%	20,00%

Fuente: Elaboración propia.

Tabla V.6. Rentabilidad del cliente en Basilea I y Basilea II (después del ajuste de
tasas) en la EDPYME Proempresa.

CONCEPTO	CLIENTE 1	CLIENTE 2
Tasa interés	21,09%	28,85%
Importe crédito	1.010	1.010
Tasa Libre de Riesgo	3,00%	3,00%
Costes Operativos	10,00%	10,00%
Coste Fondos Ajenos	5,00%	5,00%
Tasa Impuestos	35,00%	35,00%
BASILEA I	CLIENTE 1	CLIENTE 2
Ponderación	100,00%	100,00%
Provisión (B- =5%; CCC =5%)	10,10	50,50
Coefficiente RRPP Basilea I	8,00%	8,00%
Fondos Propios	79,99	76,76
Fondos Ajenos	930,01	933,24
Ingresos Financieros	212,97	291,38
Costes Financieros	46,50	46,66
Costes Operativos	101,00	101,00
Beneficio de Capital	0,00	0,00
Rentabilidad Cliente	53,20%	121,70%
BASILEA II-IRB	CLIENTE 1	CLIENTE 2
Rating	B-	CCC
PD	7,44%	21,77%
LGD	45,00%	45,00%
Perdida Esperada (EL)	33,83	98,94
Ponderación	56,0168%	82,9780%
RWA	565,77	838,08
Coefficiente Basilea II-IRB	10,00%	10,00%
Fondos Propios	56,58	83,81
Fondos Ajenos	953,42	926,19
<u>Total</u>	<u>1.010,00</u>	<u>1.010,00</u>
Superavit/Déficit Fondos Propios	23,42	-7,05
Ingresos Financieros	212,97	291,38
Costes Financieros	47,67	46,31
Costes Operativos	101,00	101,00
Beneficio Capital FP	0,00	0,00
Rentabilidad Ajustada a Riesgo (RORAC)	35,00%	35,00%
Rentabilidad Objetivo	35,00%	35,00%
Precio	21,09%	28,85%

Fuente: Elaboración propia.

V.4.3. Procesos de *Stress Testing*

En esta sección planteamos los resultados del análisis de un proceso de estrés que mida la variación del requerimiento de capital en la cartera minorista de la EDPYME Proempresa. El proceso comienza a partir de los resultados obtenidos en el modelo de *credit scoring* construido en el capítulo IV según las fórmulas (29) y (30), en el que calculamos la PD asociada a cada uno de los créditos que componen nuestra cartera.

Según la metodología planteada en el presente capítulo, hemos podido determinar la pérdida esperada, la pérdida inesperada y los requerimientos de capital asociados al riesgo de cada cliente mediante un modelo IRB avanzado según los principios del nuevo Acuerdo de Basilea II. A partir de entonces, podemos determinar el importe de las mencionadas variables para la cartera de créditos de una IMF.

Mediante un proceso de *Stress Testing*, tratamos de calcular la variación del requerimiento de capital de la cartera de la EDPYME ante un escenario macroeconómico adverso. Para ello, realizamos una simulación planteando las posibles repercusiones que dicho escenario tiene sobre las variables significativas del modelo de *credit scoring*, para, posteriormente, volver a calcular las PD teniendo en cuenta los cambios estimados en las variables afectadas. Con las nuevas PD asociadas a cada crédito, calculamos nuevamente las pérdidas esperadas, las pérdidas inesperadas y los requerimientos de capital resultantes de este nuevo escenario simulado.

En el cuadro V.2 mostramos una simulación de escenario macroeconómico adverso al que podría enfrentarse la EDPYME Proempresa. Las variables significativas que podrían ser afectadas, así como el impacto que el escenario de crisis simulado podría tener sobre ellas, constituyen la información presentada en el cuadro V.3.

Cuadro V.2. *Escenario macroeconómico adverso para la EDPYME Proempresa.*

Escenario macroeconómico:	
•	La actividad económica, medida como variación anual del PIB, cae un 3% sobre la estimación prevista.
•	La tasa de interés sube y se sitúa en el 4% anual
•	La tasa de inflación sube un 3%
•	Las exportaciones descienden un 2% sobre las estimaciones previstas
•	El tipo de cambio se incrementa, alcanzando la cifra de 3,644 Nuevos Soles por Dólar Americano.

Cuadro V.3. *Influencia sobre las variables significativas. EDPYME Proempresa.*

Influencia sobre las variables de los créditos de la cartera minorista:	
•	La tasa variación de la tasa de cambio (TC) se incrementa en un 2,62%.
•	El ratio de liquidez (R3) desciende un 2%.

A partir de esta información, la tabla V.7 nos muestra la variación en unidades monetarias y en porcentaje de la pérdida esperada de la cartera, así como del requerimiento de capital de ésta, ante la simulación de un escenario macroeconómico adverso.

Tabla V.7. *Resultados Stress Testing para la cartera de EDPYME Proempresa.*

CARTERA MINORISTA

ESCENARIO	PD	PD Ponderada	PERDIDA ESPERADA (PE)	REQ. DE CAPITAL (K)	PE + K
ACTUAL (I)	50,82%	51,16%	902.430	253.151	1.155.582
STRESS TESTING (II)	61,62%	61,89%	1.091.797	237.749	1.329.546
DIFERENCIAS (II)- (I)	10,81%	10,73%	189.367	-15.402	173.965
TASA VARIACIÓN	21,27%	20,98%	20,98%	-6,08%	15,05%

Fuente: Elaboración propia.

V.5. IMPLEMENTACIÓN DEL MODELO DE NEGOCIO PARA LA CMAC DE TACNA

V.5.1. Simulación 2

Al igual que para el caso práctico diseñado para la EDPÝME Proempresa, para analizar el efecto que tiene un modelo de *credit scoring* en el marco de la norma de Basilea II para la cartera de microcréditos de la CMAC de Tacna, vamos a desarrollar un caso práctico en el que la CMAC concede dos microcréditos, uno de ellos a un cliente que en el método estándar tiene *rating* BBB+ y otro crédito a un cliente que es de *rating* B-. En primer lugar, calcularemos sus respectivas probabilidades de incumplimiento, según el modelo *scoring* que hemos obtenido para la cartera de microcréditos de la CMAC de Tacna (aplicaremos las fórmulas (32) y (33) a los datos particulares de cada cliente). Los datos del caso son los siguientes:

- Cliente 1: *Rating* BBB+ (Moderada probabilidad de incumplimiento).
- Cliente 2: *Rating* B- (Moderada probabilidad de incumplimiento que se puede ver afectada si cambia el escenario económico financiero a una situación más adversa).
- Crédito Microempresa = 1.010\$; Plazo = 1 año; Provisión = 1% (Riesgo Normal).
- Precio crédito (tasa de interés igual en ambos en clientes) = 20,00% anual.
- Tasa LIBOR un año = Coste Fondos Ajenos= 5%.
- Costes operativos = 10%.
- Tasa impositiva = 35%.
- Rentabilidad ajusta a riesgo objetivo de la entidad con clientes (RORAC) = 35%.
- Remuneración de la un Activo Libre de Riesgo (TLR)= 3% (Bono Gobierno).
- Aplicación de la Tabla IRB Ponderaciones Riesgo Minorista (Otros).

Si sustituimos en la expresión del modelo de regresión logística, formulas (32) y (33), los datos particulares de los dos clientes que solicitan un microcrédito, obtenemos las correspondientes probabilidades de impago, según la tabla V.8.

Tabla V8: Probabilidad de impago para un cliente de rating BBB+ y de rating B- en la CMAC de Tacna.

DATOS CLIENTE	VARIABLE	COEF. LOGIT	CLIENTE 1	CLIENTE 2
RATING			BBB+	B-
EDAD DEL CLIENTE	EDAD	0,012	50	35
CRÉDITOS CONCEDIDOS EN EL ÚLTIMO AÑO	CRED_CONC2	-0,150	2	4
NÚMERO TOTAL DE CUOTAS PAGADAS EN HISTORIAL DE CRÉDITO	CUOT_TOT	-0,017	50	36
NÚMERO DE CUOTAS INCURRIDAS EN MOROSIDAD	CUOT_MORA	0,153	0	1
TIEMPO DE ASESORAMIENTO DEDICADO AL CLIENTE EN DIAS	T_ATENCIÓN	-0,208	15	4
DURACIÓN DE LA OPERACIÓN DEL MICROCRÉDITO EN MESES	DURACION	0,080	10	5
GARANTÍA (0 Sin Garantía) y (1 con Garantía)	GARANT	-0,377	0	1
NÚMERO DE DIAS DE MAYOR MOROSIDAD DEL CLIENTE	MORA_MAYOR	0,927	0	1
COMISIÓN DE GESTIÓN DEL CRÉDITO	COMISION	0,017	0,00%	2,00%
VARIACIÓN ANUAL DE LA TASA DE INTERÉS DEL MERCADO	TI	0,990	-5,30%	-5,30%
VARIACIÓN ANUAL DEL ÍNDICE DE LA BOLSA	IJB	-0,489	41,39%	41,39%
VARIACIÓN ANUAL DE LA TARIFA MUNICIPAL DE LUZ	LUZ	0,800	7,69%	7,69%
CONSTANTE	CONSTANTE	-2,141		
PUNTUACIÓN SCORING (Z)			-5,5813	-2,4780
PD (Probabilidad Default)			0,38%	7,74%

Fuente: Elaboración propia.

V.5.2. Cálculo de la tasa de interés y rentabilidad ajustada al riesgo

A continuación, determinamos la rentabilidad ajustada a riesgo (RORAC) de ambos clientes considerados en la simulación 2 bajo los principios de la normativa Basilea I y en la de Basilea II en el modelo IRB avanzado. Finalmente, ajustamos las tasas de interés que la CMAC debería aplicar a cada cliente para que la rentabilidad ajustada a riesgo de ambos sea igual al 35%, que es el objetivo mínimo establecido por la institución para este tipo de operaciones.

Para ello, en las tablas V.9 y V.10 se calcula la rentabilidad que obtiene la CMAC con cada uno de los clientes en el marco de la normativa de Basilea I

y según la norma de Basilea II. Además, se determina la tasa de interés que debería negociarse con cada cliente para conseguir el objetivo de rentabilidad ajustada a riesgo (RORAC).

Se comprueba como en el marco de la norma sobre requerimientos de capital de Basilea I ambos clientes aportan rentabilidades muy parecidas a la CMAC (cliente de *rating* BBB+ un 44,29% y el de *rating* B- un 46,01%). Sin embargo, la aplicación de la norma Basilea II mediante el método IRB ya si discrimina en términos de rentabilidad (cliente de *rating* BBB+ un 145,68% y el B- un 20,71%). Esto se debe fundamentalmente a que la probabilidad de impago es distinta en ambos clientes y por tanto, también es distinta la ponderación por riesgo, el activo ponderado por riesgo (RWA) y el importe de capital propio que la CMAC tiene que destinar a cubrir el riesgo de cada cliente.

Si el objetivo de la entidad es conseguir una rentabilidad ajustada a riesgo (RORAC) con clientes de microcrédito del 35%, la CMAC deberá:

- Fijar una tasa de interés del 16,29% al microcrédito concedido al cliente de *rating* BBB+ (por tanto se le reduce en un 3,71% la tasa inicial del 20%).
- Fijar una tasa de interés del 21,35% al microcrédito concedido al cliente de *rating* B- (por tanto se le aumenta en un 1,35% la tasa inicial del 20%).

Tabla V.9. Rentabilidad del cliente en Basilea I y Basilea II (antes del ajuste de tasas) en la CMAC de Tacna.

CONCEPTO	CLIENTE 1	CLIENTE 2
Tasa interés	20,00%	20,00%
Importe crédito	1.010	1.010
Tasa Libre de Riesgo	3,00%	3,00%
Costes Operativos	10,00%	10,00%
Coste Fondos Ajenos	5,00%	5,00%
Tasa Impuestos	35,00%	35,00%
BASILEA I	CLIENTE 1	CLIENTE 2
Ponderación	100,00%	100,00%
Provisión (BBB+ =1%; B- =5%)	10,10	50,50
Coefficiente RRPP Basilea I	8,00%	8,00%
Fondos Propios	79,99	76,76
Fondos Ajenos	1.010,00	1.010,00
Ingresos Financieros	202,00	202,00
Costes Financieros	50,50	50,50
Costes Operativos	101,00	101,00
Beneficio de Capital	0,00	0,00
Rentabilidad Cliente	41,04%	42,76%
BASILEA II-IRB	CLIENTE 1	CLIENTE 2
Rating	BBB+	B-
PD	0,38%	7,74%
LGD	45,00%	45,00%
Pérdida Esperada (EL)	1,71	35,19
Ponderación	22,05%	56,46%
RWA	222,68	570,25
Coefficiente Basilea II-IRB	10,00%	10,00%
Fondos Propios	22,27	57,02
Fondos Ajenos	1.010,00	1.010,00
Total	1.032,27	1.067,02
Superavit/Déficit Fondos Propios	57,72	19,74
Ingresos Financieros	202,00	202,00
Costes Financieros	50,50	50,50
Costes Operativos	101,00	101,00
Beneficio Capital FP	0,67	1,71
Rentabilidad Ajustada a Riesgo (RORAC)	144,38%	19,41%
Rentabilidad Objetivo	35,00%	35,00%
Precio	20,00%	20,00%

Fuente: Elaboración propia.

Tabla V.10. Rentabilidad del cliente en Basilea I y Basilea II (después del ajuste de tasas) en la CMAC de Tacna.

CONCEPTO	CLIENTE 1	CLIENTE 2
Tasa interés	16,29%	21,35%
Importe crédito	1.010	1.010
Tasa Libre de Riesgo	3,00%	3,00%
Costes Operativos	10,00%	10,00%
Coste Fondos Ajenos	5,00%	5,00%
Tasa Impuestos	35,00%	35,00%
BASILEA I	CLIENTE 1	CLIENTE 2
Ponderación	100,00%	100,00%
Provisión (BBB+ =1%; B- =5%)	10,10	50,50
Coefficiente RRPP Basilea I	8,00%	8,00%
Fondos Propios	79,99	76,76
Fondos Ajenos	1.010,00	1.010,00
Ingresos Financieros	164,53	215,68
Costes Financieros	50,50	50,50
Costes Operativos	101,00	101,00
Beneficio de Capital	0,00	0,00
Rentabilidad Cliente	10,59%	54,35%
BASILEA II-IRB	CLIENTE 1	CLIENTE 2
Rating	BBB+	B-
PD	0,38%	7,74%
LGD	45,00%	45,00%
Pérdida Esperada (EL)	1,71	35,19
Ponderación	22,05%	56,46%
RWA	222,68	570,25
Coefficiente Basilea II-IRB	10,00%	10,00%
Fondos Propios	22,27	57,02
Fondos Ajenos	1.010,00	1.010,00
Total	1.032,27	1.067,02
Superavit/Déficit Fondos Propios	57,72	19,74
Ingresos Financieros	164,53	215,68
Costes Financieros	50,50	50,50
Costes Operativos	101,00	101,00
Beneficio Capital FP	0,67	1,71
Rentabilidad Ajustada a Riesgo (RORAC)	35,00%	35,00%
Rentabilidad Objetivo	35,00%	35,00%
Precio	16,29%	21,35%

Fuente: Elaboración propia.

V.5.3. Procesos de Stress Testing

Al igual que para la entidad anterior, planteamos ahora los resultados obtenidos en el análisis de un proceso de estrés con objeto de medir la

variación estimada del requerimiento de capital en la cartera minorista de la CMAC de Tacna. En base a la expresión del modelo de *scoring* para esta entidad, que viene determinada por las fórmulas (32) y (33), se calcula la PD asociada a cada uno de los créditos de la cartera.

A continuación, calculamos la pérdida esperada, la pérdida inesperada y los requerimientos de capital asociados al riesgo de cada cliente mediante un modelo IRB avanzado según los principios del nuevo Acuerdo de Basilea II. A partir de entonces, podemos determinar el importe de las mencionadas variables para la cartera de créditos de una IMF.

Mediante un proceso de *Stress Testing*, establecemos la variación del requerimiento de capital de la cartera de la EDPYME ante un escenario macroeconómico adverso en el que, tal y como se observa en el cuadro V.4, mostramos una simulación de escenario macroeconómico adverso al que podría enfrentarse la CMAC de Tacna. Posteriormente, en el cuadro V.5 presentamos las variables significativas afectadas en el modelo de *scoring*, así como el impacto sobre las mismas debido a los cambios macroeconómicos.

Cuadro V.4. *Escenario macroeconómico adverso para la CMAC de Tacna.*

Escenario macroeconómico:

- La actividad económica, medida como variación anual del PIB, cae un 3% sobre la estimación prevista.
- La tasa de interés sube y se sitúa en el 4% anual
- La tasa de inflación sube un 3%
- Las exportaciones descienden un 2% sobre las estimaciones previstas
- El tipo de cambio se incrementa, alcanzando la cifra de 3,644 Nuevos Soles por Dólar Americano.

Cuadro V.5. *Influencia sobre las variables significativas. CMAC de Tacna.*

Influencia sobre las variables de las empresas de la cartera minorista:

- La tasa variación de la TI sube un 5%
- La tasa de variación del IGB se reduce un 3%
- La CUOT_MORA sube un 4%
- La tasa de variación de la factura del recibo de la LUZ sube un 3%

A partir de esta información, con las nuevas PD asociadas a cada crédito, calculamos nuevamente las pérdidas esperadas, las pérdidas inesperadas y los requerimientos de capital resultantes de este nuevo escenario simulado, que mostramos en la tabla V.11, junto con la tasa de variación de cada uno de ellos.

Tabla V.11. *Resultados Stress Testing para la cartera de CMAC de Tacna.*

CARTERA MINORISTA

ESCENARIO	PD	PD Ponderada	PERDIDA ESPERADA (PE)	REQ. DE CAPITAL (K)	PE + K
ACTUAL (I)	50,82%	51,16%	902.430	253.151	1.155.582
STRESS TESTING (II)	61,62%	61,89%	1.091.797	237.749	1.329.546
DIFERENCIAS (II)- (I)	10,81%	10,73%	189.367	-15.402	173.965
TASA VARIACIÓN	21,27%	20,98%	20,98%	-6,08%	15,05%

Fuente: Elaboración propia.

V.6. CONSIDERACIONES FINALES

Basilea II ha supuesto un importante avance respecto a Basilea I en la medición y evaluación del riesgo de crédito. En el modelo IRB básico la entidad solo estima probabilidades de impago (PD), siendo el supervisor el que proporciona los valores del resto de las variables. En la metodología avanzada, es la entidad financiera la que estime cada una de las variables.

Hemos comprobado como la integración de Basilea II en la gestión del riesgo de crédito en las IMFs supervisadas, mediante métodos IRB frente a los métodos estándar, permite discriminación de tasas de interés entre clientes,

derivado esto de sus diferentes probabilidades de impago o distinto *rating*, lo que refuerza la necesidad de tener que diseñar modelos de *credit scoring* para sus carteras de microcréditos.

Por otra parte, podemos analizar también las repercusiones de un escenario macroeconómico adverso en las pérdidas esperadas, pérdidas inesperadas y en los requerimientos de capital de una cartera de microcréditos.

Para concluir, hay que tener en cuenta que todo este proceso de aplicación de las normas internacionales sobre requerimientos de capital en IMFs sujetas a supervisión puede convertirse en un factor de riesgo para la viabilidad y solvencia futura de las mismas por dos motivos. Esto se debe a que aquellas entidades de microfinanzas con modelos estándar de gestión del riesgo de crédito tengan que destinar mayor cantidad de capital que las entidades bancarias que gestionen la cartera a través de un modelo IRB, lo que supone una rentabilidad ajustada riesgo más reducida para las IMFs y por tanto, tengan que elevar la tasa de interés de los microcréditos. Este hecho evidentemente penalizaría aun más al microempresario e iría en contra de la misión y objetivos de las entidades de microfinanzas. El segundo aspecto a considerar es que podemos asistir en el medio plazo a un trasvase de clientes con *rating* elevado de las entidades de microfinanzas a las entidades bancarias (que cuenten con unidades de microcrédito), ya que en estas últimas el requerimiento de capital es menor y también la tasa de interés que se aplica a las operaciones. Pero la situación opuesta también puede darse, es decir, que clientes de bajo *rating* abandonen la gran banca y se incorporen a la cartera de la IMFs que es menos costosa en tasas de interés porque mantiene sistemas estándar menos exigentes en requerimientos de capital.

BLOQUE 3:
CONCLUSIONES

CONCLUSIONES

Dedicamos este apartado a presentar las principales conclusiones obtenidas en el presente trabajo, relativas al marco teórico planteado y a la investigación empírica. Para ello, seguiremos el mismo orden en el que fueron planteados los objetivos de la Tesis Doctoral, indicando una serie de reflexiones que, a nuestro juicio, se derivan de cada uno de ellos.

OBJETIVO 1: Contextualizar con detalle el negocio de las microfinanzas, centrándonos fundamentalmente en los aspectos y características que definen la función social, económica y financiera del microcrédito, diferenciándolo del crédito convencional de la banca comercial.

- Puede plantearse un objetivo social para las microfinanzas, que consiste en facilitar el acceso a los servicios financieros de ahorro y crédito a las personas más desfavorecidas, es decir, a las personas de escasos recursos. Aún así, las microfinanzas también son válidas para aquellas personas que, incluso no viviendo en condiciones de pobreza extrema, desean prosperar y seguir mejorando sus condiciones de vida.
- Las microfinanzas tienen un doble origen que consideramos coetáneo. De una parte, Muhammad Yunus, Premio Nobel de la Paz en 2006, hace aproximadamente unos 38 años, fundando un banco para suministrar recursos financieros a las clases sociales más necesitadas en Bangladesh. De otra, algunas ONGs ya comenzaban a desempeñar actividades microfinancieras en el continente Sudamericano.
- Destacamos la importancia de un marco jurídico y normativo para las microfinanzas en los sistemas financieros, y entendemos que deba ser diferente según las características sociales, económicas y financieras del país o región en cuestión. Así, los Estados o Gobiernos han de velar por la consolidación de un marco jurídico

adecuado a las necesidades de las IMFs encargadas de ofrecer servicios de ahorro y crédito a clientes de bajos ingresos, fortaleciendo, en su empeño, el sistema financiero de la nación. Para ello, los Gobiernos han de intervenir debidamente mediante el uso de instrumentos adecuados para la actividad microfinanciera, dado que las herramientas de las finanzas tradicionales tienen una escasa aplicabilidad en la práctica de las microfinanzas.

- Las entidades encargadas de llevar a cabo la actividad microfinanciera son las IMFs. Dichas entidades, surgieron como Organizaciones no Gubernamentales, actuando como instituciones financieras sin fines de lucro. A partir de entonces, éstas fueron evolucionando y, en muchos casos, obligadas a transformar su forma societaria hacia entidades financieras formalizadas para continuar con la actividad financiera desempeñada. En la actualidad, clasificamos las IMFs en dos grandes grupos. El primero de ellos, comprende las ONGs aún no formalizadas como entidades de crédito y, el segundo, las instituciones financieras que pueden ser o bien, entidades especializadas en microcréditos, o bien, los bancos comerciales con supervisión bancaria.
- Observamos diferencias muy notables en el ejercicio de las microfinanzas atendiendo a los distintos tipos de instituciones, las metodologías y operativas empleadas, los enfoques o, incluso, la región geográfica donde se llevan a cabo. Por estos motivos, entendemos que se hace necesaria la labor de contextualización en función de las variables comentadas, a la hora de emprender cualquier tipo de análisis o investigación.
- Conviene resaltar las diferencias contempladas entre las características del microcrédito y las del crédito bancario. Teniendo en cuenta que ambos plantean diferentes metodologías de concesión de préstamo al ir enfocadas a distintos tipos de clientes, el

microcrédito se destina a la creación o financiación de microempresas, mientras que el crédito bancario se concede a las empresas.

- La crisis financiera, el nuevo orden económico internacional y el proceso de globalización están motivando que los bancos comerciales irrumpen en el sector de la pequeña y micro empresa, ámbito natural de la industria microfinanciera peruana. Sin embargo, las dificultades de acceso a la población objetivo del sector provoca que no puedan competir con las IMFs en la oferta de microcréditos. Por otra parte, las conclusiones más destacadas del *Simposio Internacional Microfinanzas y Construcción de Paz de 2009* celebrado en Cali (Colombia), nos sugieren que la crisis financiera global afectará al crecimiento de las microfinanzas en los países en desarrollo y obligará a las entidades del sector a dotarse de mejores medios técnicos y humanos para brindar servicios con mayores niveles de especialización.

OBJETIVO 2: Proceder a una revisión teórica de las metodologías y modelos de *credit scoring* en la banca comercial y en las microfinanzas, con objeto de establecer diferencias entre ellos.

- En la línea de las conclusiones de Allen *et al* (2004), los modelos de *credit scoring* diseñados para carteras bancarias de créditos, han venido utilizando metodologías y variables explicativas similares en los países desarrollados, fundamentalmente, ratios obtenidos a partir de los estados financieros. No obstante, puesto que la evaluación de personas físicas supera a la de las grandes compañías, los modelos de *scoring* están considerando un mayor número de variables socioeconómicas y macroeconómicas en detrimento de los ratios.

- Tras una revisión de la bibliografía de los modelos de *credit scoring*, concluimos que no existe una metodología óptima para todas las carteras de créditos, sino que la misma ha de ser seleccionada según la experiencia reciente de cada entidad financiera analizada, donde un estudio previo de la selección del modelo adecuado ayude en la toma de decisiones. En este sentido, puede optarse por técnicas paramétricas y técnicas no paramétricas para el diseño de la aplicación de *credit scoring*.
- La revisión de la literatura especializada nos indica que, a pesar del incremento del uso de las técnicas no paramétricas, aún predominan los enfoques paramétricos, dado que las metodologías estadísticas muestran resultados similares. Por tanto, siguen empleándose aquellas técnicas cuyo funcionamiento e interpretación son más sencillos en comparación con los enfoques más sofisticados.
- Una revisión bibliográfica de la literatura sobre *credit scoring* para IMFs nos ha permitido comprobar que no existen muchos trabajos sobre el tema. Aproximadamente hay una decena de publicaciones donde se han diseñado modelos de *scoring* para medir el riesgo de crédito de estas entidades, lo que supone que nos encontramos en un momento en el que aún queda mucho margen de investigación en esta línea. A este respecto, son los modelos de Regresión Logística los más utilizados en este sector.
- Consideramos la Regresión Logística Binaria como la técnica a emplear en la construcción de los modelos de *credit scoring* para las dos carteras de microcréditos objeto de la investigación. Los principales motivos que justifican esta decisión son:
 - Mejor tratamiento de las variables cualitativas consideradas como categóricas o politómicas.

- Se trata de una metodología que clasifica a los clientes según probabilidades de pertenencia a cada uno de los grupos definidos en la variable dependiente y,
- Al formar parte de las técnicas paramétricas de *credit scoring*, la comprensión del proceso y de los resultados es mucho mayor que en las técnicas no paramétricas.

OBJETIVO 3: Analizar las limitaciones en la elaboración y diseño de un modelo de *credit scoring* para las microfinanzas.

- El diseño de modelos de *credit scoring* para las IMFs implica una serie de limitaciones importantes y desventajas que incrementan la dificultad para llegar a unos resultados lógicos y razonables. En nuestro caso, hemos podido constatar las mencionadas por la literatura especializada, además de algunas otras.
- La principal y más importante limitación con la que nos hemos encontrado está en los historiales de crédito de las IMFs analizadas. La gestión de riesgos en el negocio de las IMFs se ha caracterizado por disponer de historiales de créditos irregulares, incompletos y con un número escaso de observaciones de microcréditos. Por esta razón, si bien las dos muestras objeto de la investigación eran inicialmente de un tamaño grande en cuanto al número de créditos que las integran, esta restricción nos obligó a reducir considerablemente el tamaño muestral definitivo para la estimación del modelo y para su posterior validación. En cualquier caso, pensamos que las muestras resultantes contienen un número de créditos adecuado para continuar siendo representativas de la población.
- Una segunda limitación recae sobre la figura del analista de crédito. Al contrario de lo que normalmente ocurre en la banca comercial, la

figura del analista de crédito desempeña un papel fundamental a la hora de captar y recoger la información para los historiales de crédito. En este sentido, el analista se encarga de recabar la información personal y cualitativa del cliente, así como de realizar la inspección económica y financiera en la microempresa o en el hogar del cliente. El problema surge por el hecho de que el proceso descrito tiene grandes probabilidades de estar condicionado por la opinión subjetiva del analista de crédito.

- La tercera y última limitación en la construcción de los modelos de *scoring* para microfinanzas hace referencia a los sistemas de información gerencial de las IMFs. A pesar de que el desarrollo tecnológico ha llegado con cierto retraso en las IMFs, la información obtenida por el analista de crédito debe ser registrada correctamente en el sistema de información de la entidad. Esto supone la dedicación completa de un trabajador o programador al desempeño de esta función. Sin embargo, la probabilidad de cometer errores en esta tarea, o la no introducción de información en el sistema en un tiempo razonable, constituye un motivo por el cual el modelo de *scoring* diseñado carezca de significado.

OBJETIVO 4: Describir el método de evaluación y concesión del microcrédito como práctica del mercado en el sistema financiero peruano.

- Un aspecto importante ha sido definir las fases del proceso de concesión de un microcrédito en el seno de la institución de microfinanzas, con la intención de dotarnos de una metodología para el diseño de los modelos de *credit scoring*. Planteando el proceso de evaluación y concesión del microcrédito como base del análisis hemos logrado:
 - En primer lugar, identificar a partir de la información contenida en los historiales de crédito, cuáles son las variables

explicativas a emplear en la construcción de las aplicaciones de *credit scoring*.

- En segundo lugar, nos ha servido de guía y método para la realización del modelo estadístico, en lo referente a la inclusión de las variables independientes según han ido interviniendo en las fases específicas de la concesión del microcrédito.
- En virtud del trabajo desarrollado por Alvarado (2001), en el que se describe el método de concesión del crédito y manuales de procedimientos para el colectivo de las entidades de microfinanzas peruanas, concretamente para las CMACs y EDPYMEs, hemos planteado un procedimiento de evaluación y concesión del microcrédito según los manuales de procedimientos recabados en las IMFs objeto de nuestro análisis. En este sentido, hemos podido comprobar que los procesos descritos por Alvarado (2001) y los recabados, guardan un alto grado de similitud. Por tanto, estamos en disposición de afirmar que el proceso de evaluación y concesión del microcrédito que describimos en este trabajo pueda tratarse de la práctica del mercado en el sistema financiero de la República del Perú.

OBJETIVO 5: Proponer un modelo de *credit scoring* que evalúe y mida el riesgo de impago en dos entidades de microfinanzas supervisadas en el sistema financiero de la República del Perú, salvando las importantes limitaciones existentes en este empeño y basándonos en el proceso de evaluación y concesión del microcrédito.

- En el trabajo que presentamos, hemos diseñado un modelo de *credit scoring* para la cartera de microcréditos de la EDPYME Proempresa, y otro para la cartera de microcréditos de la CMAC de Tacna. Ambas

son entidades de microfinanzas supervisadas en el sistema financiero de la República del Perú.

- A pesar de que el tamaño muestral de las carteras de microcréditos analizadas se ha visto reducido por las limitaciones en los historiales de créditos, los créditos considerados en las dos muestras corresponden a microempresas y pymes. Son créditos concedidos a personas físicas o jurídicas para la financiación de actividades de producción, comercio o prestación de servicios y cuyos montantes se encuentran dentro de los límites legales establecidos por la normativa SBS para microempresas y pymes en el periodo de estudio.
- Destacamos la importancia de definir correctamente la variable dependiente de los modelos de *credit scoring* como una variable dicotómica en la que la presencia del valor cero (0) es indicativa de que el cliente ha reembolsado adecuadamente las cuotas del microcrédito, y uno (1) cuando el cliente deja de atender, al menos, alguna de las cuotas, suponiendo ello un coste añadido para la organización. Conviene mencionar que la definición de impago se ha realizado en virtud de los criterios establecidos por las entidades de *rating* que operan en Latinoamérica, en función de la literatura especializada y según las sugerencias de la gerencia de las IMF.
- Condicionada al proceso de evaluación y concesión del microcrédito, la selección de variables explicativas se ha realizado teniendo en cuenta la información susceptible de incrementar o reducir la probabilidad de impago del cliente. De este modo, las variables independientes consideradas pueden ser clasificadas en tres grandes bloques: variables del cliente (cualitativas y cuantitativas), variables del crédito o de la operación de préstamo y, por último, variables macroeconómicas.

- La consideración de variables que incorporan la realidad macroeconómica es, a nuestro entender, un aspecto importante en esta investigación ya que la base de datos inicial de la cartera no las contemplaba, y su incorporación mejoró de forma significativa los resultados del modelo.
- Los resultados obtenidos del modelo de *credit scoring* de la EDPYME Proempresa nos arroja un porcentaje correcto en la clasificación de créditos del 78,3%. Por otra parte, en el modelo de *credit scoring* de la CMAC de Tacna hemos logrado clasificar correctamente el 93,3% de los créditos empleados para construir el modelo. Con la aplicación diseñada para la CMAC de Tacna, alcanzamos un elevado porcentaje correcto de clasificación.
- Las variables explicativas consideradas en el modelo *credit scoring* elaborado para la EDPYME Proempresa han sido nueve, y doce las contempladas para la CMAC de Tacna. Se ha podido comprobar que todas ellas se encuentran distribuidas en casi todas las fases del proceso de evaluación y concesión del microcrédito. Sea como fuere, los factores explicativos del riesgo de impago de un cliente de microcrédito concuerdan con los analizados en la revisión de la literatura correspondiente, destacando una gran importancia tanto de las variables extraídas de la revisión de las Centrales de Riesgos e historiales de crédito, como de las variables macroeconómicas resultantes de la consideración de los factores que describen el estado de la economía en la República del Perú.
- Respecto a la valoración de los modelos de *credit scoring* obtenidos concluimos que las pruebas que determinan la correcta bondad del ajuste y los correspondientes estimadores propios de la técnica estadística empleada, son indicativos de que los modelos refieren globalmente un ajuste aceptable en Regresión Logística.

- Lo concluido respecto a los modelos de *scoring* diseñados queda corroborado por porcentajes correctos de clasificación similares en sendos procesos de validación de los modelos. En este sentido, la validación del modelo de *credit scoring* para la EDPYME Proempresa refiere un 77,70% en la clasificación correcta de microcréditos, mientras que la misma operación para el modelo de *credit scoring* en la CMAC de Tacna arroja un resultado del 92,82% en el porcentaje correcto de clasificación.

OBJETIVO 6: Proponer un Método Interno Basado en Calificaciones Internas según el Reglamento para el Requerimiento de Patrimonio Efectivo por Riesgo de Crédito, normativa que regula la propuesta sobre riesgos bancarios de los nuevos acuerdos de Basilea II.

- El nuevo acuerdo del Comité de Basilea (Basilea II) supone un avance respecto a Basilea I en lo que a medición y control del riesgo de crédito se refiere. En relación con esta investigación, el principal valor añadido se encuentra en el reconocimiento de los modelos internos de evaluación del riesgo de crédito para cada institución financiera.
- El método estándar propuesto por Basilea II supone una revisión sobre el modelo desarrollado por Basilea I. Sin embargo, como principal novedad se propone la utilización del *rating* de las agencias de calificación como variable en la aplicación de la nueva normativa. En el modelo IRB básico la entidad solo estima probabilidades de impago (PD), siendo el supervisor el que proporciona los valores del resto de las variables (LGD y EAD). En la metodología IRB avanzada, es la entidad financiera la que estime cada una de las variables.

- En el cálculo de la PD es conveniente tener en cuenta los ciclos económicos, tal y como presentamos en el trabajo, demostrando que las probabilidades de impago son sensibles a los cambios económicos, en especial, a los considerados en los escenarios macroeconómicos adversos. Existen periodos críticos como las etapas de desaceleración y recesión en los que la calidad de las carteras de microcréditos se deteriora notablemente.
- La estimación de las tasas de recuperación como variables probabilísticas permite un cálculo más preciso de las pérdidas esperadas e inesperadas. A este respecto, podemos decir que existe una amplia discusión sobre las tasas de descuento apropiadas para actualizar los importes de las recuperaciones.
- Hemos comprobado como la integración de Basilea II en la gestión del riesgo de crédito en las IMFs supervisadas, mediante métodos IRB frente a los métodos estándar, permite discriminación de tasas de interés entre clientes, derivado esto de sus diferentes probabilidades de impago o distinto *rating*, lo que refuerza la necesidad de tener que diseñar modelos de *credit scoring* para sus carteras de microcréditos.

En virtud de los resultados, reflexiones y conclusiones obtenidas en este trabajo de investigación, concluimos que la calificación estadística puede erigirse como una herramienta capaz de decidir sobre la conveniencia o no de conceder un microcrédito, y más aún consiguiendo unos resultados satisfactorios en el planteamiento de un modelo de gestión del riesgo de crédito en las Instituciones de Microfinanzas bajo los acuerdos de Basilea II. Sin embargo, no hemos de desechar, en ningún caso, el conocimiento personal del cliente por los analistas de crédito, que suplementan al conjunto de herramientas estadísticas disponibles, pues ambos no son sustitutivos sino todo lo contrario, complementarios.

BIBLIOGRAFÍA

- ABDOU, H. A. (2009) "An evaluating of alternative scoring models in private banking" *Journal of Risk Finance*. Vol. 10. N° 1. pp. 38-53.
- ABDOU, H. A. Y POINTON, J. (2009) "Credit scoring and decision making in Egyptian public sector banks" *Journal of Managerial Finance*. Vol. 5. N° 4. pp. 301-406.
- ALLEN, L.; DELONG, G. Y SAUNDERS, A. (2004), "Issues in the credit risk modeling of retail markets". *Journal of Banking and Finance*. N°. 28. pp. 727-752.
- ALTMAN, E. I. (1968), "Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy". *Journal of Finance*. Vol. 23, N°. 4. pp. 589-609.
- ALTMAN, E. I. Y SAUNDERS, A. (1998) "Credit risk measurement: Development over the last 20 years". *Journal of Banking and Finance*. N°. 21. pp. 1721-1742.
- ALTMAN, E. I. Y SAUNDERS, A (2001). "An Analysis and Critique of the BIS Proposal on Capital Adequacy and Ratings". *Journal of Banking and Finance*, N° 25. pp. 25-46.
- ALVARADO, G. (2001), "Programas de microcrédito rural para pequeños negocios en Piura: Eficiencia y empoderamiento". *Proyecto breve abierto de CIES. Consorcio de Investigación Económica y Social*.
- APILADO, V.; WARNER, D. Y DAUTEN, J. (1974) "Evaluative Techniques in Consumer Finance-Experimental Results and Policy Implications for Financial Institutions" *Journal of Financial and Quantitative Analysis*. pp. 275-283.
- ARMINGER, G.; ENACHE, D. Y BONNE, T. (1997) "Analyzing Credit Risk Data: A Comparison of Logistic Discrimination, Classification Tree

Analysis, and Feedforward Networks” *Computational Statistics*, Vol. 12, No. 2, pp. 293-310.

ARZBACH M., DURÁN A., BAÉZ B. (2005) “Regulación y Supervisión de Cooperativas de Ahorro y Crédito en América latina y el Caribe”. Confederación Alemana de Cooperativas (DGRV). Nov. 2005. Sao Pablo, Brasil. Pags. 89. Disponible en: www.dgrv.org.

AVERY, R. B.; CALEM, P. S. Y CANNER, G. B. (2004) “Consumer credit scoring: Do situational circumstances matter?”. *Journal of Banking and Finance*. N°. 28. pp. 835-856.

AYALA, R. (2005) “Informe sobre la Evolución de la Inflación en los Países Miembros de la Comunidad Andina (CAN) durante 2004”. FLAR Estudios Económicos. Disponible en: https://www.flar.net/documentos/348_DocEvolucionInflacion2004-Ayala.pdf

BAESEN, B.; VAN GESTEL, T.; VIAENE, S.; STEPANOVA, M.; SUYKENS, J. Y VANTHIENEN, J. (2003) “Benchmarking state-of-the-art classification algorithms for credit scoring”. *Journal of Operational Research Society*. N°. 54. pp. 627-635.

BAJGIER, S.M. Y HILL, A.V. (1982) “An experimental comparison of statistical and linear programming approaches to the discriminate problem”. *Decision Sciences*. N° 13, pp. 604-618.

BANDYOPADHYAY, A. (2008) “Credit Risk Models for Managing Bank's Agricultural Loan Portfolio”. *The Icfai University Journal of Financial Risk Management*, Vol. 5, No. 4, pp. 86-102.

BANCO CENTRAL DE LA RESERVA DEL PERÚ (2007). Nota Informativa N° 024-2007-BCRP.

- BANEGAS OCHOVO, R.; SÁNCHEZ-MAYORAL GARCÍA-CALVO, F.; NEVADO PEÑA, D. (2005) “*Análisis por ratios de los estados contables financieros : (Análisis externo)*” Ed. Civitas Ediciones,S.L. Madrid (España). 416 páginas.
- BCBS (2003). Basel Committee on Banking Supervision. *The New Basel Capital Accord. Consultative Document* (April).
- BCBS (2004). Basel Committee on Banking Supervision. *International Convergence of Capital Measurement and Capital Standards: A Revised Framework* (June).
- BCBS (2005). Basel Committee on Banking Supervision. *An Explanatory Note on the Basel II IRB Risk Weight Function*.
- BELLOTTI, T. Y CROOK, J. (2007) “Credit scoring with macroeconomic variables using survival analysis”. *Journal of the Operational Research Society*. Vol. 60, Nº 12, pp. 1699-1707.
- BERENBACH, S. Y GUZMÁN, D. (1993): *La experiencia con los grupos solidarios en el mundo*. Monografía. Acción Internacional, Cambridge, Massachusetts.
- BERGER, A.N.; FRAME, W.S. Y MILLER, N.H. (2002) “Credit Scoring and the Availability, Price, and Risk of Small Business Credit” *FRB of Atlanta Working Paper* No. 2002-6, *FEDS Working Paper* No. 2002-26.
- BERRY, A. (2003) “Respuestas de política a los problemas de pobreza y desigualdad en el mundo en desarrollo”. *Revista de la Cepal*. Nº 79: pp. 101-115.
- BESSIS, J. (2002) *Risk Management in Banking*. John Wiley & Sons; 2 edition. Chichester.

- BIERMAN, H. Y HAUSEMAN, W. (1970) "The Credit Granting decisión". *Management Science*. Nº 16. pp. 519-532.
- BOJ, E.; CLARAMUNT, M. M. Y FORTIANA, J. (2009a) "Criterios de selección de modelo en credit scoring. Aplicación del análisis discriminante basado en distancias". *Publicaciones del Instituto de Actuarios Españoles*.
- BOJ, E.; CLARAMUNT, M. M.; GRANÉ, A. Y FORTIANA, J. (2009b) "Projection error term in Gower's interpolation". *Jornal of Statistical Planning and Inference*. Nº 139. pp. 1867-1878.
- BONFIM, D. (2009) "Credit risk drivers: Evaluating the contribution of firm level information and of macroeconomic dynamics". *Journal of Banking and Finance*. Nº. 33. pp. 281-299.
- BOYES, W. J.; HOFFMAN, D. L. Y LOW, S. A. (1989) "A econometric analysis of the bank credit scoring problem". *Journal of Econometrics*. Nº. 40. pp. 3-14.
- BOYLE, M.; CROOK, J. N.; HAMILTON, R. Y THOMAS, L. C. (1992) "Methods for credit scoring applied to slow payers". En THOMAS, L. C.; CROOK, J. N. Y EDELMAN, D. B. (eds.): *Credit Scoring and Credit Control*. pp. 75-90. Oxford. Clarendon.
- BREIMAN, L.; FRIEDMAN, J. H.; OLSHEN, R. A. Y STONE, C. J. (1984) *Classification and Regression Trees*. Belmont: Wadsworth.
- CAOQUETTE, J. B., ALTMAN, E. I., NARAYANAN, P (1998) *Managing Credit Risk*. John Wiley & Sons; 2 edition. New York.
- CARTER, C. Y CARLETT, J. (1987) "Assessing credit card applications using machine learning". *IEEE Expert*. Fall. pp. 71-79.

- CHARNES, A.; COOPER, W.W. Y RHODES, E. (1997) "Measuring the efficiency of decision making units". *European Journal of Operational Research*, Vol. 2, N° 6, pp. 429-444.
- CHEUNG, S. (1996) "Provincial credit ratings in Canada: An ordered probit analysis". *Working Paper*. Bank of Canada.
- CHESTON, S. Y KUHN, L. (2002) *Empoderamiento de la mujer a través de las microfinanzas*. Documento para la Cumbre de Microcrédito, Nueva York.
- CHOO, E.U. Y WEDLEY, W.C. (1985) "Optimal criterion weights in repetitive multicriteria decision making". *Journal of the Operational Research Society*. N° 36, pp. 983-992.
- CHUANG, C-L. Y LIN, R-H. (2009) "Constructing a reassigning credit scoring model". *Expert Systems with Applications*. Vol. 36. pp. 1686-1694.
- CHUMPITAZ C.A. (2006) "El Pass-through de Tasas de Interés en el Perú: El Enfoque de Datos de Panel Dinámico". *XXIV Encuentro de Economistas – BCRP*.
- COFFMAN, J. Y. (1986) "The proper role of tree analysis in forecasting the risk behaviour of borrowers". *MDS Reports 3,4,7*. Management Decision Systems, Atlanta.
- CONDE, C. (2000) "ONG e instituciones microfinancieras en México". *Documentos de Discusión sobre el Tercer Sector*. N° 2: pp. 1-35.
- COTLER, P. Y RODRÍGUEZ-OREGGIA, E. (2008) "Rentabilidad y tamaño de préstamo de las microfinanzas en México. Un estudio de caso". *Economía Mexicana. Nueva Época*, vol. XVII, N° 2. pp. 149-169.

- CROOK, J. N.; HAMILTON, R. Y THOMAS, L. C. (1992) "A comparison of discriminations under alternative definitions of credit default". En L. C. THOMAS, J.N. CROOK Y D. B. EDELMAN (Eds.), *Credit Scoring and Credit Control* (pp. 217 – 245). Oxford: Oxford University Press.
- CUADRAS, C. M. (1989) "Distance analysis in discrimination and classification using both continuous and categorical variables". En: DODGE (Ed.), *Statistical Data Analysis and Inference*, pp. 459-473. Elsevier Science Publishers B. V. Amsterdam.
- CUADRAS, C. M. (1992) "Some examples of distance based discrimination". *Biometrical Letters*, N° 29, pp. 3-20.
- CUADRAS, C. M.; FORTIANA, J. Y OLIVA, F. (1997) "The proximity of a individual to a population with applications in discriminant analysis". *Journal of Classification*, N° 14, pp. 117-136.
- DAVIS, R. H.; EDELMAN, D. B. Y GAMMERMANN, A. J. (1992) "Machine-learning algorithms for credit-card applications" *Journal of Management Mathematics*. Vol. 4. N° 1. pp. 43-51.
- DE MIGUEL, J. C.; MIRANDA, F.; PALLAS, J. Y PERAZA, C. (2003) "La medición del riesgo de crédito y el nuevo Acuerdo de Capital del Comité de Basilea" *XI Jornadas de ASEPUMA (Asociación Española de Profesores Universitarios de Matemáticas para la Economía y Empresa)*. Oviedo.
- DELFINER, M.; GÓMEZ, A. Y PERÓN, S. (2009) "Las políticas públicas orientadas a las microfinanzas en Sudamérica". *Documentos Técnicos del Banco Central de la República Argentina*. Disponible en: http://www.bcra.gov.ar/pdfs/invest/Pol%C3%ADticas_publicas_MF.pdf
- DELGADO, A. (1998) "*Inteligencia artificial y mini robots*". Ecoe Ediciones. Santa Fé de Bogotá.

- DESAI, V. S.; CROOK, J. N. Y OVERSTREET, G. A. (1996) "Credit scoring models in the credit union environment using neural network and genetic algorithms" *European Journal of Operational Research*. N° 95. pp. 24-37.
- DESAI, V. S.; CONVAY, D. G.; CROOK, J. N. Y OVERSTREET, G. A. (1997) "Credit scoring models in the credit union environment using neural network and genetic algorithms" *IMA Journal of Mathematics Applied in Business and Industry*. N° 8. pp. 323-346.
- DIALLO, B. (2006) "Un modele de 'credit scoring' pour une institution de microfinance Africaine: le cas de Nyesigiso au Mali". *Mimeo*. Doc. 47.
- DIMITRAS, A., ZANAKIS, S. AND ZOPOUNINIS, C. (1996) "A survey of business failures with an emphasis on prediction methods and industrial applications" *European Journal of Operational Research*. No. 90. pp. 487-513.
- DINH, T. Y KLEIMEIER, S. (2007) "A credit scoring model for Vietnam's retail banking market". *International Review of Financial Analysis*. N° 16(5). pp. 471-495.
- EISENBEIS, R. A.. (1978) "Problems in applying discriminant análisis in credit scoring models". *Journal of Banking and Finance*. N° 2. pp. 205-219.
- ESTEVE, E. M. (2007) "Un modelo de credit scoring basado en el conocimiento de la aplicación de Basilea II y su papel innovador en el sector bancario". En: *Decisiones basadas en el conocimiento y en el papel social de la empresa: XX Congreso anual de AEDEM*, Vol. 2, 2007 (Comunicaciones), pp. 52

- FALBO, P. (1991) "Credit-Scoring by enlarged discriminant models". *OMEGA The International Journal of Management Science*. Vol. 19, N° 4. pp. 275-289.
- FALKENSTEIN, E. G.; BORAL, A. Y CARTY, L. V. (2000) "*RiskCalcTM for Private Companies: Moody's Default Model*". Moody's Special Comment.
- FERNÁNDEZ, F. (2003): "¿De qué manera interactúan las IMFs y el Estado para conseguir cambios en el Marco Regulatorio?. Experiencia en Ecuador". Proyecto SALTO de Fortalecimiento de las Microfinanzas y Reformas Macro Económicas. Presentado en *VI Foro Interamericano de la Microempresa*.
- FISHER, R. A. (1936) "The use of multiple measurements in taxonomic problems". *Annals of Eugenics*, Vol. 7, N° 2. pp. 179-188.
- FREED, N. y GLOVER, F. (1981a) "A linear programming approach to the discriminant problem". *Decision Sciences*, N°12, pp. 68-74.
- FREED, N. y GLOVER, F. (1981b) "Simple but powerful goal programming formulations for the discriminant problem". *European Journal Operational Research*, N°7, pp. 44-60.
- FRIEDMAN J. H. (1977) "A recursive partitioning decision rule for nonparametric classification". *IEEE Transaction on Computer*. pp. 404-509.
- GARDNER, M. J., MILLS, D. L. (1989) "Evaluating the likelihood of default on delinquent loans", *Financial Management*, Vol. 18 pp.55-63
- GLOVER, F.; KEENE, S. Y DUEA, B. (1988) "A new class of models for the discriminant problem". *Decision Sciences*. N° 19, pp. 269-280.

- GONZALEZ-VEGA, C. (1998) "El papel del Estado en la promoción de servicios financieros rurales". *Economics and Sociology. Occasional Paper No. 2529*.
- GREENE W. H. (1992). "A statistical model for credit scoring," *Working Papers 92-29*. New York University. Leonard N. Stern School of Business. Department of Economics.
- HAND, D. J. Y HENLEY, W. E. (1997) "Statistical Classification Methods in Costumer Credit Scoring: A review". *Journal of the Royal Statistical Association. Series A. Vol. 160. Part 3. pp. 523-541*.
- HENLEY, W. E. (1995) "Statistical aspects of credit scoring" PhD thesis, Open University.
- HSIEH, N-C. (2005) "Hybrid mining approach in the design of credit scoring models" *Expert System with Applications*. N° 28, pp. 655-665
- HUANG, J-J.; TZENG, G-H Y ONG, C-S. (2006) "Two-stage genetic programming (2SGP) for the credit scoring model". *Applied Mathematics and Computation*. N° 174. pp. 1039-1053.
- HU, Y-C. Y ANSELL, J. (2007) "Measuring retail company performance using credit scoring techniques". *European Journal of Operational Research*. N° 183. pp. 1595-1606.
- JACOBSON, T. Y ROSZBACH, K. (2003) "Bank lending policy, credit scoring and value-at-risk". *Journal of Banking and Finance*. N°. 27. pp. 615-633.
- JANSSON, T. (1998). *La regulación financiera y su importancia para la microfinanza en América Latina y el Caribe*. Publicaciones del Banco Interamericano de Desarrollo (BID).

- JANSSON, T. (2001) *Microcrédito y microfinanzas: ¿De la aldea a Wall Street?* Cap. 8 de la publicación anual del Banco Interamericano de Desarrollo. 2001.
- JANSSON, T. Y WENNER, M. (1997). *Financial regulation and its significance for microfinance in Latin America and the Caribbean*. Washington, DC: Inter-American Development Bank Microenterprise Unit. Working Paper.
- JOHNSON, S. Y KIDDER, T. (1999) "Globalization and gender dilemmas for microfinance organizations", *Small Enterprise Development*, Vol. 10, No. 3, pp. 4-15.
- KIM, J. (2005) "A Credit Risk Model for Agricultural Loan Portfolios under the New Basel Capital Accord". Dissertation submitted to the Office of Graduate Studies of Texas A&M University.
- LAM, K. F.; CHOO E.U. Y WEDLEY, W.C. (1993) "Linear goal programming in estimation of classification probability". *European Journal of Operational Research*. N° 67. pp. 101-110.
- LAM, K. F.; CHOO E.U. Y MOY, J.W. (1996) "Minimizing deviations from the group mean: A new linear programming approach for the two-group classification problem". *European Journal of Operational Research*. N° 88. pp. 358-367.
- LAPENU, C. (2000) "El rol del Estado en la promoción de las instituciones de microfinanciamiento". EN: IFPRI, Documento para discusión No. 89. de la división de consumo de alimentos y nutrición. (FCND) Junio de 2000. Tomado del sitio en internet del grupo Cherloví: www.grupochorlavi.org.

- LAWRENCE, E. C. Y ARSHADI, N. (1995) "A multinomial logit analysis of problem loan resolution choices in banking". *Journal of Money, Credit and Banking*. Vol. 27, N° 1. pp. 202-216.
- LEDGERWOOD, J. (1999). *Manual de Microfinanzas*. Publicaciones del Banco Mundial
- LEE, T. S.; CHIU, C. C. Y CHEN, I. F. (2002) "Credit scoring using the hybrid neural discriminant technique". *Expert Systems with Applications*. Vol. 23. pp. 245-254.
- LIELI, R. Y WHITE, H. (forthcoming). "Construction of empirical credit scoring models based on maximization principles". *Journal of Econometrics*. 36 pp
- LLISTERRI, J.J. Y LEVITSKY, J. (1996) "Sistemas de Garantías de Crédito: Experiencias Internacionales y Lecciones para América Latina y el Caribe". *Documentos de la Mesa Redonda organizada por el Banco Interamericano de Desarrollo*. Washington, D.C.
- LO IACOMO, V. Y GAMBONA, F. (2009). "The probability of default: a survival scoring model" *The 57th Session of the International Statistical Institute. Statistics: Our Past, Present & Future*. Durban, South Africa.
- LONGENECKER, J.G.; MOORE, C.W. Y PETTY J.W. (1998) "Credit Scoring and the Small Business: A Review and the Need for Research". Disponible en: https://www.researchgate.net/publication/2431384_Credit_Scoring_and_the_Small_Business_A_Review_and_the_Need_for_Research
- LUCANO, F. Y TABORGA, M. (1998). *Tipología de instituciones financieras para la microempresa en América Latina y el Caribe*. Washington, DC: Banco Interamericano de Desarrollo; Working Paper.

- MAKOWSKI, P. (1985) "Credit scoring branches out: decision tree - recent technology". *Credit World*. N° 75. pp. 30-37.
- MALHOTRA, R. Y MALHOTRA, D. K. (2003) "Evaluating consumer loans using neural network". *Omega*. N° 31. pp. 83-96.
- MARAIS, M. L.; PATELL, J. Y WOLFSON, M. (1984) "The experimental design of classification models: An application of recursive partitioning and bootstrapping to commercial bank loan classifications". *Journal of Accounting Research*. Vol. 22, Studies on Current Econometric Issues in Accounting Research. pp. 87-114.
- MARASCA, R.; FIGUEROA, M.; STEFANELLI, D. E INDRI, A. (2003). *Basilea II: Hacia un Nuevo esquema de medición de riesgos*. Superintendencia de Entidades Financieras y Cambiarias. Gerencia del Análisis del Sistema. Argentina.
- MARTÍN MARÍN, J. L. (1985) *El pronóstico del fracaso empresarial*. Publicaciones de la Universidad de Sevilla, Sevilla.
- MARTINS, P. H., WINOGRD, A., SALLES, R. C. (2002) *Regulamentação das microfinanças*, Rio de Janeiro, BNDES.
- MEIER, K. Y BALKE, D. (2006) "Developing a credit scoring model for microfinance bank of Azerbaijan" *LFS Discussion Paper*. N° 14 (16 págs.)
- MESTER, L. (1997) "What's the point of credit scoring?" *Business Review*. Federal Reserve Bank of Philadelphia, issue Sep, pp. 3-16
- MENA, B. (2004). Microcréditos: un medio efectivo para el alivio de la pobreza. En: Centro de documentación del Fondo Regional de Garantías de Santander FGS S.A.

http://www.fgs.com.co/docucenter_cat.asp?cat=147. Fecha de publicación: Enero de 2004. Fecha de consulta: Octubre de 2008.

- MURES, M. J.; GARCÍA, A. Y VALLEJO, M. E. (2005) “Aplicación del análisis discriminante y regresión logística en el estudio de la morosidad de las entidades financieras. Comparación de resultados”. *Pecunia* N° 1. pp. 175-199.
- MYERS, J. Y FORGY, E. (1963) “The Development of Numerical Credit Evaluation Systems”. *Journal of American Statistical Association*. N° 58. pp. 799-806.
- NAVAJAS, S.; NAVARRETE, E.; SIMBAQUEBA, L.; CUEVAS, M. Y SALAMANCA, G. (2006) *Indicadores de Microfinanzas en América Latina: Rentabilidad, Riesgo y Regulación*. Washington, D.C. Banco Interamericano de Desarrollo (BID). <http://www.iadb.org/sds/doc/int1C4.PDF>. Última visita: 10 de diciembre de 2009.
- NEBENDAH, D. (1988) “*Sistemas expertos. Ingeniería y comunicación*”. Editores Marcombo. Barcelona.
- NICKELL, P.; PERRAUDIN, W.; VAROTTO, S.; (2001) “Ratings versus equity-based credit risk modelling: an empirical analysis”. *Bank of England Quarterly Bulletin*. Vol. 41. pp. 216-256.
- ORGLER, Y. E. (1970) “A credit scoring model for commercial loans” *Journal of Money, Credit and Banking*. Vol. 2. N° 4. pp. 435-445.
- ORGLER, Y. E. (1971) “Evaluation of bank consumer loans with credit scoring models”. *Journal of Bank Research*, N° 2. pp. 31-37.

- PLOTNICKI, B. (2005) "Modelo de comportamiento y predicción de incumplimiento crediticio: el caso de empresas Pyme en Argentina". *Temas de Management*, Vol. 3. pp. 15-19.
- PORTOCARRERO, F. TARAZONA, A. Y WESTLEY, G.D. (2006). *Cómo deberían financiarse las insituciones de microfinanzas?*. Instituto de Estudios Peruanos, Lima. Perú. 271 páginas.
- RAHMAN, S. (2000). "Microfinance: Helping the poor to help themselves". UNESCO.
- RAO, C.R. (1973) *Linear statistical inference and its application (2ªed.)*. New York. Wiley.
- RIPLEY, B. D. (1994) "Neural networks and related methods for classification". *Journal of the Royal Statistical Society*. Vol. B. N° 56. pp. 409-456.
- ROCK, R. Y OTERO, M. (1996). *From margin to mainstream: the regulation and supervision of microfinance institutions*. Acción Monograph Series No. 11.
- RODRÍGUEZ-VILARIÑO P., M. L. (1995) "Predicción de la solvencia empresarial por medio del análisis logit". *Análisis Financiero* 65 (ENE-ABR). pp. 68-78.
- ROSALES, R. (2002). "Tendencias recientes en la regulación del financiamiento a la microempresa". Presentado en *V Foro Interamericano de la Microempresa*.
- ROSENBERG, E. Y GLEIT, A. (1994) "Quantitative methods in credit management: A survey". *Operations Research*. N°. 42. pp. 589-613.
- SALGADO, C. (2006) "Evaluación crediticia y sistema de cobranza en microfinanzas: enfoque practico y tips.". *Actualidad Económica del*

Perú. Publicación del Centro de Asesoría Laboral del Perú. Enero. pp. 1-7.

SBS (2003), Superintendencia de Banca y Seguros del Perú. “Reglamento para la evaluación y clasificación del deudor y la exigencia de provisiones”. Resolución número 808 de 28 de Mayo de 2003.

SBS (2009). Superintendencia de Banca y Seguros del Perú. *Reglamento para el requerimiento de patrimonio efectivo por riesgo de crédito*. Resolución número 14.354 de 30 de Octubre de 2009.

SAMANIEGO, R. (2005). *El Riesgo de Crédito y los Acuerdos de Basilea*. Tesis Doctoral. Sevilla.

SANZ SANTOLARIA, C.J. (2002) “Guía de los principales ratios”. *Acciones e Investigaciones Sociales*. Nº 14, pp. 137-148.

SCHREINER, M. (1999). “A scoring model of the risk of costly arrears at a microfinance lender in Bolivia”, *Microfinance Risk Management and Center for Social Development*. Washington University in St. Louis., www.microfinance.com.

SCHREINER, M. (2000). “Credit scoring for microfinance: Can it work?”, *Microfinance Risk Management and Center for Social Development*. Washington University in St. Louis., www.microfinance.com.

SCHREINER, M. (2003) “Scoring: The next breakthrough in microfinance”. *CGAP Occasional Paper Nº 7*.

SCHREINER, M. (2004a). “Benefits and Pitsfalls of statistical credit scoring for microfinance”, *Microfinance Risk Management and Center for Social Development*. Washington University in St. Louis., www.microfinance.com.

- SCHREINER, M. (2004b). "Scoring Drop-Out at a Microlender in BoliviaRisk". *Microfinance Risk Management and Center for Social Development*. Washington University in St. Louis. Disponible en: www.microfinance.com.
- SCHREINER, M. (2009). "A Simple Poverty Scorecard for Peru". *Microfinance*. *Microfinance Risk Management and Center for Social Development*. Washington University in St. Louis. Disponible en: www.microfinance.com.
- SHARMA, M. Y ZELLER, M. (1997) "Repayment performance in group-based credit programs in Bangladesh: An empirical analysis". *World Development*. Vol. 25, N°. 10. pp. 1731-1742.
- SOLEY, J. Y RAHNEMA, A. (2004) *Basilea II: Una nueva forma de relación Banca-Empresa..* Mc Graw Hill. Madrid.
- SRINIVASAN, V. Y KIM, Y. H. (1987) "Credit granting: A comparative analysis of classification procedures". *Journal of Finance*. Vol. XLII. N° 3. pp. 665-681.
- STEENACKERS, A Y GOOVAERTS, M. J. (1989) "A credit scoring model for personal loans". *Insurance: Mathematics and Economics*. N°. 8. pp. 31-34.
- SUPERINTENDENCIA DE BANCA, SEGUROS Y AFP. Resolución N° 505-1992.
- SUPERINTENDENCIA DE BANCA, SEGUROS Y AFP. Resolución N° 808-2003.
- THOMAS, L. C. (2000) "A survey of credit and behavioural scoring: forecasting financial risk of lending to consumers". *Journal of Forecasting*. N°. 16. pp. 149-172.

- TRIVELLI, C.; ALVARADO, J Y GALARZA, F. (2001) "Growing, Indebtedness, Institutional Change and Credit Contracts in Peru". En *Defusing Default*, Marco Pagano Ed. Washington D.C : Banco Interamericano de Desarrollo.
- TSAIH, R.; LIU, J-Y. Y LIEN, Y-L. (2004) "Credit scoring system for small loans". *Decision Support System* N° 38. pp. 91-99.
- VAN GOOL, J.; BAESENS, B.; SERCU, P. Y VERBEKE, W. (2009) "An Analysis of the Applicability of Credit Scoring for Microfinance. *Academic and Business Research Institute Conference*. Orlando.
- VEREDA DEL ABRIL, A. (2001). *Microcréditos y Desarrollo*. Ed. Fundación Iberoamericana para el Desarrollo (FIDE), Madrid.
- VIGANÒ, L. (1993) "A credit-scoring model for development banks: An African case study". *Savings and Development*. N° 17(4), pp. 441-482.
- VOGELGESANG, U. (2003) "Microfinance in times of crisis: The effects of competition, rising indebtedness, and economic crisis on repayment behaviour". *World Development*. Vol 31 (12). pp 2085-2114.
- VONDERLACK, R.M. Y SCHREINER, M. (2002). "Women, Microfinance, and Savings: Lessons and Proposals *Microfinance Risk Management and Center for Social Development*. Washington University in St. Louis. Disponible en: www.microfinance.com.
- WEST D. (2000) "Neural Network Credit Scoring models". *Computers and Operations Research* 27, (2000): 1131-1152.
- WIGINTON, J. C. (1980) "A note on the comparison of logit and discriminant models of consumer credit behavior". *Journal of Financial and Quantitative Analysis*. Vol. 15. No. 3. pp. 757-770.

- WILD, J.J.; SUBRAMANYAM, K.R.; HALSEY, R.E. (2007) “*Análisis de Estados Financieros*” Ed. McGraw-Hill. México. 816 páginas.
- YANG, Y.; NIE, G. Y ZHANG, L. (2009) “Retail exposures credit scoring models for Chinese commercial banks”. En: ALLEN ET AL (Eds.), *Computational Science – ICCS*, pp. 633-642, Springer Berlin / Heidelberg.
- YATCHEW, A. (1998) “Nonparametric Regression Techniques in Economics”. *Journal of Economic Literature*. Vol. XXXVI. pp. 669-721.
- YOBAS, M. B.; CROOK, J. N. Y ROSS, P. (2000) “Credit scoring using neural and evolutionary techniques” *IMA Journal of Mathematics Applied in Business and Industry*. N° 11. pp. 111-125.
- YU, L.; WANG, S. Y LAI, K. K. (2008) “Credit risk assessment with a multistage neural network ensemble learning approach”. *Expert System with Applications*. N° 34. pp. 1434-1444.
- YU, L.; WANG, S. Y LAI, K. K. (2009) “An intelligent-agent-based fuzzy group decision making model for financial multicriteria decision support: The case of credit scoring”. *European Journal of Operational Research*. N° 195. pp. 942-959.
- YUNUS, M (1993). *Alleviation of Poverty is a matter of Hill, not of means*. Grameen Bank, Mirpur Dhaka. www.grameen-info.org.
- YUNUS, M (1999a). *Hacia un Mundo sin Pobreza*. Ed. Andrés Bello, Santiago de Chile. Chile.
- YUNUS, M. (1999b). “How donor funds could better reach and support grassroots microcredit programs working towards the Microcredit Summit’s goal and core themes”. Documento destinado a la reunión

de consejeros de la Cumbre del Microcrédito en Abidján, Costa de Marfil.

ZAVALA MATULIC, L. (1994) “Las ONGs en España: Origen y Evolución”, en *Directorio de ONG para Desarrollo de 1994*. Madrid.

ZELLER, M. (1998) “Determinants of repayment performance in credit groups: The role of program design, intragroup risk pooling, and social cohesion”. *Economic Development and Cultural Change*. Vol. 46. N° 3 pp. 599-620.

ZHOU, L.; LAI, K. K. Y YU, L. (2010) “Least squares support vector machines ensemble models for credit scoring”. *Expert Systems with Applications*. Vol. 37. pp. 127-133.

ANEXOS

ANEXO 1.
MANUALES DE PROCEDIMIENTOS OPERATIVOS Y
ADMINISTRATIVOS DE LA CMAC DE TACNA

DISEÑO DE FORMULARIOS Y/O FORMATOS

a. MPOA-CL04-01: Formato de Acumulación Patrimonial.

Logo Institucional

FORMATO DE ACUMULACION PATRIMONIAL

PATRIMONIO TITULAR

1. Titular _____ DNI _____ RUC _____
 2. Cónyuge/Codeudor _____ DNI _____ RUC _____
 3. Cónyuge/Codeudor _____ DNI _____ RUC _____
 *Dirección de vivienda _____

	CODIGO	VALOR (US\$)	COBERTURA(US\$)
VEHICULO(S)			
INMUEBLE(S)			
ARTEFACTOS ELECTRICOS			
MUEBLES DEL HOGAR			
OTROS:.....			
TOTAL ACTIVOS		US\$	US\$

DESCRIPCIONES ADICIONALES

PATRIMONIO AVAL

1. Titular _____ DNI _____ RUC _____
 2. Cónyuge/Codeudor _____ DNI _____ RUC _____
 3. Cónyuge/Codeudor _____ DNI _____ RUC _____
 *Dirección de vivienda _____

	CODIGO	VALOR (US\$)	COBERTURA(US\$)
VEHICULO(S)			
INMUEBLE(S)			
ARTEFACTOS ELECTRICOS			
MUEBLES DEL HOGAR			
OTROS:.....			
TOTAL ACTIVOS		US\$	US\$

DESCRIPCIONES ADICIONALES

PATRIMONIO AVAL

1. Titular _____ DNI _____ RUC _____
 2. Cónyuge/Codeudor _____ DNI _____ RUC _____
 3. Cónyuge/Codeudor _____ DNI _____ RUC _____
 *Dirección de vivienda _____

	CODIGO	VALOR (US\$)	COBERTURA(US\$)
VEHICULO(S)			
INMUEBLE(S)			
ARTEFACTOS ELECTRICOS			
MUEBLES DEL HOGAR			
OTROS:.....			
TOTAL ACTIVOS		US\$	US\$

DESCRIPCIONES ADICIONALES

Tacna, ____ de _____ del 200 ____

Nota: Este formato se actualizará: Solo cuando sufran variaciones en la acumulación patrimonial.

En señal de conformidad
 Firma y Sello del Analista de Créditos

COD. PROCEDIMIENTO	FECHA VIGENCIA	PAG.	528	de	32
MPOA-CL04	01/01/04	Versión			1.0

DISEÑO DE FORMULARIOS Y/O FORMATOS (Continuación)**b. MPOA-CL04-02: Ratios. (Delante)**

Logo Institucional

RATIOS	CALCULO	RESULTADO
<u>RATIOS DE LIQUIDEZ</u>		
1. LIQUIDEZ GENERAL (Aplicable a actividades de comercio, servicio, industria) $\frac{\text{Activo Corriente}}{\text{Pasivo Corriente}}$		
2. CAPITAL DE TRABAJO (Aplicable a actividades de comercio, servicio, insdustria) $\text{Activo Corriente} - \text{Pasivo Corriente}$		
<u>RATIOS DE SOLVENCIA O ENDEUDAMIENTO:</u>		
1. GRADO DE ENDEUDAMIENTO: (Aplicable a actividades de comercio, servicio, industria) $\frac{\text{Activo Corriente}}{\text{Pasivo Corriente}}$		
<u>RATIOS DE RENTABILIDAD</u>		
1. RENTABILIDAD SOBRE VENTAS (Aplicable a actividades de comercio, servicio, industria) $\frac{\text{a) Utilidad Bruta}}{\text{Ventas}}$ $\frac{\text{b) Utilidad Neta}}{\text{Ventas}}$		
2. RENTABILIDAD DEL ACTIVO (Aplicable a actividades de comercio, servicio, industria) $\frac{\text{Utilidad Neta}}{\text{Activo Total}}$		
<u>RATIOS DE GESTION</u>		
1. ROTACION DE CUENTAS POR COBRAR (Aplicable a actividades de comercio, servicio, insdustria) $\frac{\text{Ventas Netas}}{\text{Promedio de Cuentas Por Cobrar}}$		
2. ROTACION DE INVENTARIOS (Aplicable a actividades de comercio) $\frac{\text{Costo de Ventas}}{\text{Inventario Promedio}}$		
3. ROTACION DE CAPITAL DE TRABAJO (Aplicable a actividades de comercio) $\frac{\text{Ventas Netas}}{\text{Capital de Trabajo}}$		
4. ROTACION DEL ACTIVO TOTAL (Aplicable a actividades de servicio, industria) $\frac{\text{Ventas Netas}}{\text{Activo Total}}$		
5. ROTACION DEL ACTIVO FIJO (Aplicable a actividades de servicio, industria) $\frac{\text{Ventas Netas}}{\text{Activo Fijo}}$		

COD. PROCEDIMIENTO	FECHA VIGENCIA	PAG.	529	de	32
MPOA-CL04	01/01/04	Versión			1.0

DISEÑO DE FORMULARIOS Y/O FORMATOS (Continuación)

b. MPOA-CL04-02: Ratios. (Atrás)

ESPECIFICACIONES DE LOS PRINCIPALES INDICADORES FINANCIEROS
RATIOS DE LIQUIDEZ:F32

- 1.- **LIQUIDEZ GENERAL** $\frac{\text{Activo Corriente}}{\text{Pasivo Corriente}}$
 Relaciona los activos frente a los pasivos corrientes, es decir indica el grado de cobertura que tiene los activos de mayor liquidez frente a las obligaciones de menor vencimiento o mayor exigibilidad.
- 2.- **CAPITAL DE TRABAJO** $\text{activo Corriente-Pasivo Corriente}$
 Determina los niveles apropiados de capital de trabajo, es decir los activos corrientes y pasivos corrientes, ayudandonos a tomar decisiones fundamentales respecto a la liquidez de la empresa y composicion de los vencimientos de sus obligaciones, decision relacionada con la rentabilidad y riesgo de la empresa.

RATIOS DE SOLVENCIA O ENDEUDAMIENTO:

- 1.- **GRADO DE ENDEUDAMIENTO** $\frac{\text{Pasivo Corriente}}{\text{Activo Corriente}}$
 Relaciona las deudas del pasivo corriente, indicando la porción de los activos que esta financiada por terceros.

RATIOS DE RENTABILIDAD:

- 1.- **RENTABILIDAD SOBRE VENTAS** $\frac{\text{Utilidad Bruta}}{\text{Ventas}}$
 Determina el nivel de utilidad bruta obtenida respecto al nivel de ventas generadas.
- 2.- **RENTABILIDAD DEL ACTIVO** $\frac{\text{Utilidad Neta}}{\text{Activo Total}}$
 Permite mostrar la eficiencia en el uso de los activos de una empresa, relacionando las utilidades con el monto de los activos. Los indices varian según el tipo de negocio.

RATIOS DE GESTION:

- 1.- **ROT DE CTAS POR COBRAR** $\frac{\text{Ventas Netas}}{\text{Prom de Ctas Por Cobrar}}$ (veces)
 Muestra el numero de veces en que una venta se refleja en las cuentas por cobrar, es decir el plazo de créditos que se concede a los clientes.
- 2.- **ROTACION DE INVENTARIOS** $\frac{\text{Costo de Ventas}}{\text{Inventario Promedio}}$ (veces)
 Mide el numero de veces que cambian los inventarios, es decir la rapidez con la que los inventarios se convierten en cuentas por cobrar o efectivo a traves del proceso de ventas.
- 3.- **ROT DE CAPITAL DE TRABAJO** $\frac{\text{Ventas Netas}}{\text{Capital de Trabajo}}$ (veces)
 Muestra el numero de veces que rota el capital de trabajo en relacion con las ventas, esta prueba es muy importante para mostrar que a mayores niveles de ventas, requiere una mayor cantidad de inventarios y tambien ve la necesidad de incrementar el monto de los creditos a los clientes.
- 4.- **ROTACION DEL ACTIVO TOTAL** $\frac{\text{Ventas Netas}}{\text{Activo Total}}$
 Muestra la eficiencia en la utilizacion de los activos totales, asociando el volumen de la inversion en activos al nivel de ventas que estos son capaces de generar.
- 5.- **ROTACION DEL ACTIVO FIJO** $\frac{\text{Ventas Netas}}{\text{Activo Fijo}}$
 Muestra la eficiencia en la utilizacion de unicamente los inmuebles, maquinarias y equipos respecto a las ventas generadas.

COD. PROCEDIMIENTO	FECHA VIGENCIA	PAG.	530	de	32
MPOA-CL04	01/01/04	Versión	1.0		

DISEÑO DE FORMULARIOS Y/O FORMATOS (Continuación)

c. MPOA-CL04-03: Historial de Créditos

HISTORIAL DE CRÉDITOS

NOMBRE DEL CLIENTE: _____ ACTIVIDAD: _____ TELEFONO: _____

ANALISTA	N° DE PAGARÉ	FECHA DE DESEMBOLSO	MONTO DE PRÉSTAMO	PLAZO Y FORMA DE PAGO	CANCELACIÓN DE CUOTAS												CALIFICACIÓN DEL CRÉDITO	FECHA DE CANCELACIÓN	GARANTÍAS		V°B° ANAL.
					01	02	03	04	05	06	07	08	09	10	11	12			CODIGO	VALORIZACIÓN	
01																					
02																					
03																					
04																					
05																					
06																					
07																					
08																					
09																					
10																					
11																					
12																					
13																					
14																					
15																					
16																					

COD. PROCEDIMIENTO	FECHA VIGENCIA	PAG.	531	de	32
MPOA-CL04	01/01/04	Versión			1.0

DISEÑO DE FORMULARIOS Y/O FORMATOS (Continuación)

d. MPOA-CL04-04: Información Unidad Familiar – Solicitante (Delante)

LOGO INSTITUCIONAL

INFORMACIÓN UNIDAD FAMILIAR - SOLICITANTE

DATOS DEL SOLICITANTE					
NOMBRE:			LUGAR/FECHA NACIMIENTO:		
ESTADO CIVIL:			VIVIENDA:	PROPIA <input type="checkbox"/>	ALQUILADA <input type="checkbox"/>
NIVEL EDUCACIÓN: COLEGIO <input type="checkbox"/>			CARGA FAMILIAR:		HIJOS EDADES:
UNIVERSIDAD <input type="checkbox"/>					
OTROS <input type="checkbox"/>					
PROFESIÓN U OCUPACIÓN:			CENTRO DE TRABAJO:		
CARGO DESEMPEÑADO:			LABORA DESDE:		
DATOS DEL CONYUGE					
NOMBRE:			LUGAR/FECHA NACIMIENTO:		
PROFESIÓN U OCUPACIÓN:			CENTRO DE TRABAJO:		
CARGO DESEMPEÑADO:			LABORA DESDE:		
INFORMACIÓN PATRIMONIAL					
1) PROPIEDADES INMUEBLES		DIRECCIÓN:		VALOR:	
2) VEHICULOS - MARCA		MODELO:	AÑO:	PLACA:	VALOR:
PRESUPUESTO FAMILIAR					
I) INGRESOS		CRÉDITO N° 01		II) EGRESOS	
1) INGRESO SOLICITANTE				1) ALIMENTACION	
2) INGRESO CONYUGE				2) EDUCACIÓN	
3) OTROS INGRESOS				3) TRANSPORTE	
TOTAL INGRESOS				4) ALQUILER	
III) RESULTADO (I-II)				5) SERVICIOS	
				6) OTROS	
				TOTAL EGRESOS	
COMENTARIOS: _____					
I) INGRESOS		CRÉDITO N° 02		II) EGRESOS	
1) INGRESO SOLICITANTE				1) ALIMENTACION	
2) INGRESO CONYUGE				2) EDUCACIÓN	
3) OTROS INGRESOS				3) TRANSPORTE	
TOTAL INGRESOS				4) ALQUILER	
III) RESULTADO (I-II)				5) SERVICIOS	
				6) OTROS	
				TOTAL EGRESOS	
COMENTARIOS: _____					
_____		_____		_____	
FIRMA - SOLICITANTE		FIRMA - CONYUGE		VºBº ANALISTA	

COD. PROCEDIMIENTO	FECHA VIGENCIA	PAG.	532	de	32
MPOA-CL04	01/01/04	Versión			1.0

DISEÑO DE FORMULARIOS Y/O FORMATOS (Continuación)

d. MPOA-CL04-04: Información Unidad Familiar – Solicitante (Atrás)

PRESUPUESTO FAMILIAR					
I) INGRESOS	CRÉDITO N° 03	II) EGRESOS	1) ALIMENTACION		
1) INGRESO SOLICITANTE			2) EDUCACIÓN		
2) INGRESO CONYUGE			3) TRANSPORTE		
3) OTROS INGRESOS			4) ALQUILER		
TOTAL INGRESOS			5) SERVICIOS		
III) RESULTADO (I-II)			6) OTROS		
			TOTAL EGRESOS		
COMENTARIOS: _____					
I) INGRESOS	CRÉDITO N° 04	II) EGRESOS	1) ALIMENTACION		
1) INGRESO SOLICITANTE			2) EDUCACIÓN		
2) INGRESO CONYUGE			3) TRANSPORTE		
3) OTROS INGRESOS			4) ALQUILER		
TOTAL INGRESOS			5) SERVICIOS		
III) RESULTADO (I-II)			6) OTROS		
			TOTAL EGRESOS		
COMENTARIOS: _____					
I) INGRESOS	CRÉDITO N° 05	II) EGRESOS	1) ALIMENTACION		
1) INGRESO SOLICITANTE			2) EDUCACIÓN		
2) INGRESO CONYUGE			3) TRANSPORTE		
3) OTROS INGRESOS			4) ALQUILER		
TOTAL INGRESOS			5) SERVICIOS		
III) RESULTADO (I-II)			6) OTROS		
			TOTAL EGRESOS		
COMENTARIOS: _____					
_____	_____	_____			
FIRMA - SOLICITANTE	FIRMA - CONYUGE	VºBº ANALISTA			

COD. PROCEDIMIENTO	FECHA VIGENCIA	PAG.	533	de	32
MPOA-CL04	01/01/04	Versión			1.0

DISEÑO DE FORMULARIOS Y/O FORMATOS (Continuación)

e. MPOA-CL04-05: Datos del Propietario de la Garantía Compartida

LOGO INSTITUCIONAL

DATOS DEL PROPIETARIO DE LA GARANTÍA COMPARTIDA

Apellidos y Nombres: _____ D.N.I. : _____
 (Titular)
 Apellidos y Nombres: _____ D.N.I. : _____
 (Conyuge)
 Dirección de Vivienda: _____
 (Inmueble)

DESCRIPCIÓN DE LA GARANTÍA COMPARTIDA

Dirección de Garantía Hipotecaria: _____

 Datos de Garantía Vehicular: _____

 Otros: _____

CODIGO DE GARANTÍA	VALORIZACIÓN EN US \$	COBERTURA TOTAL EN US \$	FECHA DE INSCRIPCIÓN

CRÉDITOS QUE COBERTURAN LA GARANTÍA COMPARTIDA

FECHA DESEMBOLSO	TIPO DE CRÉDITO	Nº PAGARÉ	Nº CLIENTE O NOMBRE DEL CLIENTE	COBERTURA DE GARANTÍA COMPARTIDA	FECHA DE CANCELACIÓN	VISTO BUENO DEL ANALISTA

 ANALISTA DE CRÉDITOS

 GERENTE DE CRÉDITOS/JEFE DE CRÉDITOS
 ADMINISTRADOR DE AGENCIA/
 APODERADO DE OFICINA

COD. PROCEDIMIENTO	FECHA VIGENCIA	PAG.	535	de	32
MPOA-CL04	01/01/04	Versión			1.0

DISEÑO DE FORMULARIOS Y/O FORMATOS (Continuación)

g. MPOA-CL04-07: Carta Autorización de Descuento (EMPLEADO-EMPLEADOR)

CARTA AUTORIZACIÓN DE DESCUENTO

Señores Tacna,

Ciudad.-

Yo, identificado(a)
 con D.N.I. N°, trabajador(a) activo(a)
 de

.....**Autorizo Irrevocablemente** a su digna Institución a realizar el
 descuento por planilla de mi haber mensual e inclusive a afectar mas del 50% de mis
 ingresos, con la finalidad de cumplir con las amortizaciones del Pagaré Nro.....
 por el monto de S/. a un plazo de
 meses, con cuotas indivisibles de S/.....
 que me fuera otorgado con la CMAC Tacna S.A. dicho importe deberá ser remitido
 puntualmente a la CMAC Tacna S.A. según el cronograma de pagos pactado que se
 adjunta a la presente, en caso contrario deberá adicionarse el porcentaje correspondiente
 por concepto de mora.

Así mismo, en caso de reasignación, permuta, licencia sin goce de haber y/o destaque a
 otro lugar fuera del departamento de Tacna me comprometo a pagar directamente en las
 Oficinas de la CMAC Tacna S.A. el importe de la cuota según cronograma de pagos.

De igual manera, en caso de renuncia, destitución, cese, separación temporal, licencia sin
 goce de haber, traslado o fallecimiento, autorizo para que me retengan los ingresos que me
 correspondan por concepto de remuneraciones, compensación por tiempo de servicios,
 aguinaldos, vacaciones u otros ingresos y se giren a la orden de la CMAC Tacna S.A. con la
 finalidad de cancelar mi deuda total pendiente.

FIRMA DEL EMPLEADO

D.N.I. Nro.....

Dirección.....

CALIFICACIÓN DEL EMPLEADOR

.....; **AUTORIZA** y se
 comprometo a retener mensualmente a nuestro trabajador(a).....
, el monto de la cuota en la planilla única de
 haberes, en las condiciones indicadas líneas arriba.

FIRMA Y SELLO DEL TITULAR
DE LA ENTIDAD

FIRMA Y SELLO JEFE DE PERSONAL
DE LA ENTIDAD

COD. PROCEDIMIENTO	FECHA VIGENCIA	PAG.	536	de	32
MPOA-CL04	01/01/04	Versión			1.0

DISEÑO DE FORMULARIOS Y/O FORMATOS (Continuación)

h. MPOA-CL04-08: Carta de Autorización de Descuento (EMPLEADO)

CARTA DE AUTORIZACIÓN DE DESCUENTO

Tacna,dedel 20....

Señores:

Ciudad.-

Estimado Señor o Señora:

En virtud del CONVENIO DE OTORGAMIENTO DE CRÉDITOS PERSONALES.....
, celebrado entre ustedes y la CAJA MUNICIPAL DE AHORRO Y
 CRÉDITO DE TACNA S.A., cuyos términos y condiciones declaro aceptar.

Quien suscribe la presente ha solicitado a través suyo la concesión de un préstamo personal a la CMAC
 TACNA S.A. hasta por el monto S/. _____ (_____)

En tal sentido, mediante la presente AUTORIZO expresamente y en forma irrevocable a ustedes para que,
 a fin de amortizar y/o cancelar el crédito concedido por la CMAC TACNA S.A. que se menciona en el
 párrafo anterior, descuenten de mi remuneración mensual, la suma correspondiente, de conformidad con
 el plan de pagos proporcionado por dicha institución.

Asimismo, deberán abstenerse de otorgarme adelantos de mi remuneración que pueden afectar el normal
 cumplimiento del pago de mis cuotas, salvo casos de suma urgencia debidamente acreditados y bajo mi
 absoluta responsabilidad.

Del mismo modo, en caso de suspensión o extinción de mi relación laboral (cese, despido, renuncia,
 fallecimiento, jubilación o invalidez permanente) AUTORIZO expresamente y en forma irrevocable a
 ustedes para que el monto pendiente de pago a la CMAC TACNA S.A. en virtud del crédito otorgado, sea
 descontado de mis beneficios sociales, remuneraciones impagas, CTS y/o de cualquier otro beneficio al
 que tuviera derecho.

Finalmente, dejo expresa constancia que si por cualquier razón ustedes no realizarán oportunamente los
 descuentos autorizados mediante la presente, ello no afectará mi obligación frente a la CMAC TACNA
 S.A. la que continuará vigente hasta su total cancelación.

Atentamente,

FIRMAS: _____

NOMBRE TITULAR: _____ NOMBRE CONYUGE: _____

DOC. IDENTIDAD: _____ DOC. IDENTIDAD: _____

DOMICILIO: _____

COD. PROCEDIMIENTO	FECHA VIGENCIA	PAG.	537	de	32
MPOA-CL04	01/01/04	Versión			1.0

DISEÑO DE FORMULARIOS Y/O FORMATOS (Continuación)

i. MPOA-CL04-09: Declaración Jurada Crédito Hipotecario con Fines de Vivienda

LOGO INSTITUCIONAL

DECLARACIÓN JURADA CRÉDITO HIPOTECARIO CON FINES DE VIVIENDA

Por medio de la presente, Yo.....
 Identificado con D.N.I. Nroy Co – deudor
, identificado con D.N.I.
 Nro..... Declaro (amos) bajo juramento lo siguiente:

Que él(los) suscrito autoriza (mos) a la CMAC TACNA S.A. a contratar el seguro de incendio y líneas aliadas (incluyendo como mínimo los riesgos del terremoto, inundaciones, rayo, explosión, huelgas, conmociones civiles, vandalismo y terrorismo) y el seguro de desgravamen, los cuales deberán ser endosados a la CMAC TACNA S.A., de acuerdo a la Resolución SBS N° 0052-99, e incluir el costo total de los mismos en las cuotas del préstamo otorgado.

Asimismo en relación a la Póliza de Seguro de Desgravamen, tiene las siguientes exclusiones:

- Esta póliza no cubre los siniestros del prestatario a consecuencia de una acción de guerra(civil o internacional), en el Perú o fuera de el, declarada o no, de actos violentos motivados por la aplicación de la Ley marcial, así como la intervención directa o indirecta en algún tipo de servicio militar, paramilitar, policial o parapolicial.
- Esta póliza no cubre los siniestros del prestatario a consecuencia de la intervención directa o indirecta del asegurado en actos delictuosos, subversivos y terroristas.
- Esta póliza no cubre los siniestros del prestatario por enfermedades, lesiones o defectos que se consideren pre-existentes al inicio del seguro y que los mismos hayan sido de conocimiento del asegurado; en caso contrario el siniestro si se encontrará cubierto y será de responsabilidad de la Compañía de Seguros la comprobación de lo contrario, pudiendo requerirle documentación sustentatoria adicional para los casos que así se ameriten; no considerándose enfermedades graves y/o crónicas los casos de Hipertensión y Diabetes.
- Igualmente queda sin efecto la exclusión por estos conceptos de preexistencias, si al momento del fallecimiento o invalidez del cliente, la relación crediticia de la CMAC TACNA S.A. con el prestatario es mayor a 12 meses continuos e ininterrumpidos ya sea que en éste periodo crediticio haya habido créditos ya cancelados o nuevos créditos otorgados.
- Esta póliza no cubre si el fallecimiento es a consecuencia de SIDA.
- Esta póliza no cubre créditos con garantías de los fondos depositados por Compensación por Tiempo de Servicios (CTS), Créditos con Garantía de Certificado a Plazo Fijo, y Certificados con garantía de joyas.
- Esta póliza cubre saldo insoluto de la deuda (Saldo de Capital) de uno o más créditos al momento del fallecimiento o invalidez total y permanente, excluyendo los intereses compensatorios y moratorios.

Por lo tanto en caso me encontrase incurso dentro de éstas exclusiones, la Póliza de Seguros de Desgravamen no cubrirá los montos adeudados contraídos con la CMAC TACNA S.A.

.....
 (LUGAR Y FECHA)

.....
Firma Titular

.....
Firma Codeudor

(*) ESTE FORMULARIO DEBE SER LLENADO DE PUÑO Y LETRA POR LOS SOLICITANTES, EN LETRA LEGIBLE CONSIGNANDO LA FIRMA Y HUELLA DACTILAR.

COD. PROCEDIMIENTO	FECHA VIGENCIA	PAG.	538	de	32
MPOA-CL04	01/01/04	Versión			1.0

DISEÑO DE FORMULARIOS Y/O FORMATOS (Continuación)

j. MPOA-CL04-10: Autorización de Retiro de Cuenta CTS para Cancelación de Préstamo

LOGO INSTITUCIONAL

AUTORIZACIÓN DE RETIRO DE CUENTA CTS
PARA CANCELACIÓN DE PRÉSTAMO

Mediante la presente carta, autorizo a la CMAC TACNA S.A., a cargar de mi cuenta CTS No. _____ en Moneda _____, que mantengo en esta institución en el improbable caso de no cumplir con el cronograma de pagos del crédito concedido hacia mi persona, mediante Pagaré No. _____ Garantizado con dicha cuenta hasta por el 50% de su saldo.

FIRMA : _____

NOMBRE : _____

D.N.I. : _____

FECHA : _____

ANALISTA DE CRÉDITO

COD. PROCEDIMIENTO	FECHA VIGENCIA	PAG.	539	de	32
MPOA-CL04	01/01/04	Versión	1.0		

DISEÑO DE FORMULARIOS Y/O FORMATOS (Continuación)

k. MPOA-CL04-11: Cargo de Entrega de Certificado a Plazo Fijo y/o Cta. CTS

LOGO INSTITUCIONAL

ANEXO A

CARGO DE ENTREGA DE CERTIFICADO A PLAZO FIJO

Y/O CTA. CTS

A : CAJA GENERAL

DE : ANALISTA DE CRÉDITOS

ASUNTO : CUSTODÍA DE CERTIFICACIÓN A PLAZO FIJO Y/O CTS Y BLOQUEO DE CUENTA

FECHA :

TITULAR DE LA CUENTA : _____

Nº DE CTA. P.F. Y/O CTS : _____

MONTO : _____

MONEDA : _____

PLAZO : _____

OBSERVACIONES : _____

ENTREGUE CONFORME

RECIBI CONFORME

COD. PROCEDIMIENTO	FECHA VIGENCIA	PAG.	540	de	32
MPOA-CL04	01/01/04	Versión			1.0

DISEÑO DE FORMULARIOS Y/O FORMATOS (Continuación)

I. MPOA-CL04-12: Carta de Compromiso

LOGO INSTITUCIONAL

CARTA DE COMPROMISO

Mediante la presente, me comprometo a continuar depositando los beneficios de CTS en la Cta. No..... en Moneda.....que mantengo en la CMAC TACNA S.A.

FIRMA :

NOMBRE :

D.N.I. :

FECHA :

COD. PROCEDIMIENTO	FECHA VIGENCIA	PAG.	541	de	32
MPOA-CL04	01/01/04	Versión	1.0		

DISEÑO DE FORMULARIOS Y/O FORMATOS (Continuación)

m. MPOA-CL04-13: Carta de Autorización para Cancelaciones de Cuentas a Plazo Fijo

CARTA DE AUTORIZACIÓN PARA
CANCELACIONES DE CUENTAS A PLAZO FIJO

Mediante la presente carta, autorizo a la CMAC TACNA S.A., a retirar los intereses y/o cancelar mi Cuenta de Ahorros a Plazo Fijo N°en moneda....., que tengo en esta institución en el caso de incumplimiento en el pago del crédito concedido mediante Pagaré No..... garantizado con dicho plazo fijo.

Asimismo autorizo a la CMAC TACNA S.A., para que con el remanente de la cancelación se apertura una nueva cuenta en las mismas condiciones de plazo y tipo de moneda que el plazo fijo original.

FIRMA :

NOMBRE :

D.N.I. :

FECHA :

 Analista de Créditos

COD. PROCEDIMIENTO	FECHA VIGENCIA	PAG.	542	de	32
MPOA-CL04	01/01/04	Versión	1.0		

DISEÑO DE FORMULARIOS Y/O FORMATOS (Continuación)

n. MPOA-CL04-14: Crédito Plus

LOGO INSTITUCIONAL **CRÉDITO PLUS**

FECHA	AÑO	MES	DÍA

I. INFORMACIÓN CRÉDITO VIGENTE

ACTIVIDAD _____

	Principal	Paralelo 01	Paralelo 02	
Monto Préstamo :	<input type="text"/>	<input type="text"/>	<input type="text"/>	
Saldo de Capital :	<input type="text"/>	<input type="text"/>	<input type="text"/>	
Calificación Cliente :	<input type="text"/>	<input type="text"/>	<input type="text"/>	A o B
Promedio Retraso :	<input type="text"/>	<input type="text"/>	<input type="text"/>	DÍAS
Máximo Retraso :	<input type="text"/>	<input type="text"/>	<input type="text"/>	DÍAS EN CUOTAS

Código	Monto Cobturado

* (De última evaluación Económica Realizada)

TOTAL ACTIVO _____	INGRESO VENTAS _____
TOTAL PASIVO _____	COSTOS TOTALES _____
PATRIMONIO _____	UTILIDAD NETA _____

II. EVALUACIÓN ECONOMICA FINANCIERA

2.1 Costo Reposición %

MES 1

Incremento Ventas %

- a) Incremento Ventas _____
- b) Costo Reposición
- c) Otros Costos/Gtos

UTILIDAD

MES 2

Incremento Ventas %

- a) Incremento Ventas _____
- b) Costo Reposición
- c) Otros Costos/Gtos

UTILIDAD

2.2 (Principal + Paralelo 01 + Paralelo 02)

Saldo Préstamo _____

Crediplus _____

Total Endeudamiento
CMAC

* Crediplus _____ = %

Monto Préstamo

* Total Endeudamiento _____ = %

Garantías (M.C.)

* Total Pasivo _____ = %

Patrimonio

COMENTARIOS

COD. PROCEDIMIENTO	FECHA VIGENCIA	PAG.	543	de	32
MPOA-CL04	01/01/04	Versión			1.0

DISEÑO DE FORMULARIOS Y/O FORMATOS (Continuación)

o. MPOA-CL04-15: Resumen Socio – Económico y Financiero (Delante)

LOGO INSTITUCIONAL

RESUMEN SOCIO-ECONOMICO Y FINANCIERO											
FECHA			DIA	MES	AÑO	DIA	MES	AÑO	DIA	MES	AÑO

ACTIVO

	N°		N°		N°	
DISPONIBLE						
CUENTAS POR COBRAR						
INVENTARIO						
ACTIVO FIJO						
TOTAL ACTIVO						

PASIVO

CUENTAS POR PAGAR				
PATRIMONIO				
TOTAL PASIVO Y PATRIMONIO				

INGRESOS POR VENTAS			
COSTOS MERC./PRODUCTO			
UTILIDAD BRUTA			
COSTOS OPERATIVOS			
RESULTADO LIQUIDO			

(+) ING. NETOS FUERA DEL NEGOCIO			
(-) GASTOS FAMILIARES			
RESULTADO NETO			

VENTAS/ CAPITAL DE W			
PASIVO/PATRIMONIO			
UTIL. BRUTA / INGRESOS			
UTIL. NETA / INGRESOS			

PRESUPUESTO FAMILIAR

A) OTROS INGRESOS

B) GASTOS FAMILIARES

Alimentación			
Alquiler			
Educación:			
Transporte:			
Servicios (Agua, Luz, Telefono)			
Otros			

C) SALDO FAMILIAR

COMENTARIOS (N° DE HIJOS, CONDICIÓN DE VIDA, OTROS INGRESOS) _____

COD. PROCEDIMIENTO	FECHA VIGENCIA	PAG.	545	de	32
MPOA-CL04	01/01/04	Versión			1.0

DISEÑO DE FORMULARIOS Y/O FORMATOS (Continuación)

p. MPOA-CL04-16: Hoja de Trabajo de Estados Financieros (Delante)

LOGO INSTITUCIONAL

HOJA DE TRABAJO DE ESTADOS FINANCIEROS

1.- BALANCE GENERAL

ACTIVO CORRIENTE	MONTO	PASIVO Y PATRIMONIO	MONTO
		1.- Cuentas po Pagar	
1.- Disponible	_____	_____	_____
Efectivo	_____	_____	_____
Cta. Cte.	_____	_____	_____
Ahorros	_____	_____	_____
Moneda Extranjera	_____	_____	_____
Total	_____	Total	_____
2.- Cuentas de Proveed. Clientes	_____	2.- Adelantos de Clientes	_____
	_____	3.- Préstamos	_____
Total	_____	Total	_____
3.- Adelanto de Proveed.	_____		_____
4.- INVENTARIO	_____	TOTAL PASIVO	_____
Total Activo Corriente	_____	TOTAL PATRIMONIO	_____
ACTIVO FIJO	_____	TOTAL PASIVO Y PATRIMONIO	_____
1.- Muebles e Inmuebles	_____		_____
2.- Maquinarias y Equipo	_____		_____
Total Activo Fijo	_____		_____
TOTAL ACTIVO	_____		_____

II.- ESTADO DE RESULTADOS

A. INGRESO POR VENTA	CANTIDAD	PRECIO	MONTO
_____	_____	_____	_____
_____	_____	_____	_____
_____	_____	_____	_____
_____	_____	_____	_____
_____	_____	_____	_____
		TOTAL A	_____

B. COSTO DE MERCADERÍA / PRODUCCIÓN			MONTO
_____	_____	_____	_____
_____	_____	_____	_____
_____	_____	_____	_____
_____	_____	_____	_____
_____	_____	_____	_____
		TOTAL B	_____
		UTILIDAD BRUTA (A-B)	_____

C. COSTOS OPERATIVOS PERSONAL	REMUNERACIÓN	MONTO
_____	_____	_____
_____	_____	_____
_____	_____	_____
TRIBUTOS	_____	_____
TRANSPORTE	_____	_____
ALQUILER	_____	_____
AGUA, LUZ Y TELEFONO	_____	_____
PAGO DE DEUDAS	_____	_____
OTROS	_____	_____
	TOTAL C	_____
	UTILIDAD NETA (A-B-C)	_____

COD. PROCEDIMIENTO	FECHA VIGENCIA	PAG.	549	de	32
MPOA-CL04	01/01/04	Versión	1.0		

DISEÑO DE FORMULARIOS Y/O FORMATOS (Continuación)

r. MPOA-CL04-18: Declaración Jurada

LOGO INSTITUCIONAL

DECLARACIÓN JURADA

Por medio de la presente, Yo.....
 Identificado con D.N.I. Nro, declaro bajo juramento que conozco que la CMAC TACNA S.A. bajo su propio costo a contratado una Póliza de Seguro de Desgravamen solamente para el Primer Titular del Crédito, la misma que tiene las siguientes exclusiones:

- Esta póliza no cubre los siniestros del prestatario a consecuencia de una acción de guerra(civil o internacional), en el Perú o fuera de el, declarada o no, de actos violentos motivados por la aplicación de la Ley marcial, así como la intervención directa o indirecta en algún tipo de servicio militar, paramilitar, policial o parapolicial.
- Esta póliza no cubre los siniestros del prestatario a consecuencia de la intervención directa o indirecta del asegurado en actos delictuosos, subversivos y terroristas.
- Esta póliza no cubre los siniestros del prestatario por enfermedades, lesiones o defectos que se consideren pre-existentes al inicio del seguro y que los mismos hayan sido de conocimiento del asegurado; en caso contrario el siniestro si se encontrará cubierto y será de responsabilidad de la Compañía de Seguros la comprobación de lo contrario, pudiendo requerirle documentación sustentatoria adicional para los casos que así se ameriten; no considerándose enfermedades graves y/o crónicas los casos de Hipertensión y Diabetes.
- Igualmente queda sin efecto la exclusión por estos conceptos de preexistencias, si al momento del fallecimiento o invalidez del cliente, la relación crediticia de la CMAC TACNA S.A. con el prestatario es mayor a 12 meses continuos e ininterrumpidos ya sea que en éste periodo crediticio haya habido créditos ya cancelados o nuevos créditos otorgados.
- Esta póliza no cubre si el fallecimiento es a consecuencia de SIDA.
- Esta póliza no cubre créditos con garantías de los fondos depositados por Compensación por Tiempo de Servicios (CTS), Créditos con Garantía de Certificado a Plazo Fijo, y Certificados con garantía de joyas.
- Esta póliza cubre saldo insoluto de la deuda (Saldo de Capital) de uno o más créditos al momento del fallecimiento o invalidez total y permanente, excluyendo los intereses compensatorios y moratorios.

Por lo tanto en caso me encontrase incurso dentro de éstas exclusiones, la Póliza de Seguros de Desgravamen no cubrirá los montos adeudados contraídos con la CMAC TACNA S.A.

.....
 (LUGAR Y FECHA)

.....
Firma Titular

.....
Firma Codeudor

(*) ESTE FORMULARIO DEBE SER LLENADO DE PUÑO Y LETRA POR LOS SOLICITANTES, EN LETRA LEGIBLE CONSIGNANDO LA FIRMA Y HUELLA DACTILAR.

COD. PROCEDIMIENTO	FECHA VIGENCIA	PAG.	550	de	32
MPOA-CL04	01/01/04	Versión			1.0

DISEÑO DE FORMULARIOS Y/O FORMATOS (Continuación)

<p>LOGO INSTITUCIONAL</p>	<p>SOLICITUD DE PRESTAMOS HIPOTECARIOS</p>																														
<p>MONTO SOLICITADO: <input style="width: 100px;" type="text"/></p>																															
<p>I. DATOS DEL SOLICITANTE:</p>																															
<table border="1" style="width: 100%; border-collapse: collapse;"> <tr> <td style="width: 40%;">APELLIDO PATERNO:</td> <td style="width: 30%;">APELLIDO MATERNO:</td> <td style="width: 30%;">NOMBRES:</td> </tr> <tr> <td><input style="width: 95%;" type="text"/></td> <td><input style="width: 95%;" type="text"/></td> <td><input style="width: 95%;" type="text"/></td> </tr> <tr> <td>DOC. IDENTIDAD:</td> <td>FECHA DE NACIMIENTO:</td> <td>ESTADO CIVIL:</td> </tr> <tr> <td><input style="width: 95%;" type="text"/></td> <td><input style="width: 95%;" type="text"/></td> <td><input style="width: 95%;" type="text"/></td> </tr> <tr> <td>NRO DE CTA. AHORROS</td> <td>DOMICILIO ACTUAL</td> <td>TELEFONO</td> </tr> <tr> <td><input style="width: 95%;" type="text"/></td> <td><input style="width: 95%;" type="text"/></td> <td><input style="width: 95%;" type="text"/></td> </tr> <tr> <td>RUC:</td> <td>CIUU:</td> <td></td> </tr> <tr> <td><input style="width: 95%;" type="text"/></td> <td><input style="width: 95%;" type="text"/></td> <td></td> </tr> <tr> <td>PROFESION U OCUPACION:</td> <td>TIPO DE INGRESOS</td> <td>NRO. PERS. DEPENDIENTES:</td> </tr> <tr> <td><input style="width: 95%;" type="text"/></td> <td><input style="width: 95%;" type="text"/></td> <td><input style="width: 95%;" type="text"/></td> </tr> </table>		APELLIDO PATERNO:	APELLIDO MATERNO:	NOMBRES:	<input style="width: 95%;" type="text"/>	<input style="width: 95%;" type="text"/>	<input style="width: 95%;" type="text"/>	DOC. IDENTIDAD:	FECHA DE NACIMIENTO:	ESTADO CIVIL:	<input style="width: 95%;" type="text"/>	<input style="width: 95%;" type="text"/>	<input style="width: 95%;" type="text"/>	NRO DE CTA. AHORROS	DOMICILIO ACTUAL	TELEFONO	<input style="width: 95%;" type="text"/>	<input style="width: 95%;" type="text"/>	<input style="width: 95%;" type="text"/>	RUC:	CIUU:		<input style="width: 95%;" type="text"/>	<input style="width: 95%;" type="text"/>		PROFESION U OCUPACION:	TIPO DE INGRESOS	NRO. PERS. DEPENDIENTES:	<input style="width: 95%;" type="text"/>	<input style="width: 95%;" type="text"/>	<input style="width: 95%;" type="text"/>
APELLIDO PATERNO:	APELLIDO MATERNO:	NOMBRES:																													
<input style="width: 95%;" type="text"/>	<input style="width: 95%;" type="text"/>	<input style="width: 95%;" type="text"/>																													
DOC. IDENTIDAD:	FECHA DE NACIMIENTO:	ESTADO CIVIL:																													
<input style="width: 95%;" type="text"/>	<input style="width: 95%;" type="text"/>	<input style="width: 95%;" type="text"/>																													
NRO DE CTA. AHORROS	DOMICILIO ACTUAL	TELEFONO																													
<input style="width: 95%;" type="text"/>	<input style="width: 95%;" type="text"/>	<input style="width: 95%;" type="text"/>																													
RUC:	CIUU:																														
<input style="width: 95%;" type="text"/>	<input style="width: 95%;" type="text"/>																														
PROFESION U OCUPACION:	TIPO DE INGRESOS	NRO. PERS. DEPENDIENTES:																													
<input style="width: 95%;" type="text"/>	<input style="width: 95%;" type="text"/>	<input style="width: 95%;" type="text"/>																													
<p>II. DATOS DEL CONYUGE:</p>																															
<table border="1" style="width: 100%; border-collapse: collapse;"> <tr> <td style="width: 40%;">APELLIDO PATERNO:</td> <td style="width: 30%;">APELLIDO MATERNO:</td> <td style="width: 30%;">NOMBRES:</td> </tr> <tr> <td><input style="width: 95%;" type="text"/></td> <td><input style="width: 95%;" type="text"/></td> <td><input style="width: 95%;" type="text"/></td> </tr> <tr> <td>DOC. IDENTIDAD:</td> <td>FECHA DE NACIMIENTO:</td> <td>RUC:</td> </tr> <tr> <td><input style="width: 95%;" type="text"/></td> <td><input style="width: 95%;" type="text"/></td> <td><input style="width: 95%;" type="text"/></td> </tr> <tr> <td>PROFESION U OCUPACION:</td> <td>TIPO DE INGRESOS</td> <td></td> </tr> <tr> <td><input style="width: 95%;" type="text"/></td> <td><input style="width: 95%;" type="text"/></td> <td></td> </tr> </table>		APELLIDO PATERNO:	APELLIDO MATERNO:	NOMBRES:	<input style="width: 95%;" type="text"/>	<input style="width: 95%;" type="text"/>	<input style="width: 95%;" type="text"/>	DOC. IDENTIDAD:	FECHA DE NACIMIENTO:	RUC:	<input style="width: 95%;" type="text"/>	<input style="width: 95%;" type="text"/>	<input style="width: 95%;" type="text"/>	PROFESION U OCUPACION:	TIPO DE INGRESOS		<input style="width: 95%;" type="text"/>	<input style="width: 95%;" type="text"/>													
APELLIDO PATERNO:	APELLIDO MATERNO:	NOMBRES:																													
<input style="width: 95%;" type="text"/>	<input style="width: 95%;" type="text"/>	<input style="width: 95%;" type="text"/>																													
DOC. IDENTIDAD:	FECHA DE NACIMIENTO:	RUC:																													
<input style="width: 95%;" type="text"/>	<input style="width: 95%;" type="text"/>	<input style="width: 95%;" type="text"/>																													
PROFESION U OCUPACION:	TIPO DE INGRESOS																														
<input style="width: 95%;" type="text"/>	<input style="width: 95%;" type="text"/>																														
<p>III. PATRIMONIO:</p>																															
<p>1. PROPIEDADES INMUEBLES:</p> <table border="1" style="width: 100%; border-collapse: collapse;"> <tr> <td style="width: 40%;">TIPO DE INMUEBLE:</td> <td style="width: 30%;">UBICACION:</td> <td style="width: 30%;">VALOR COMERCIAL:</td> </tr> <tr> <td><input style="width: 95%;" type="text"/></td> <td><input style="width: 95%;" type="text"/></td> <td><input style="width: 95%;" type="text"/></td> </tr> </table>		TIPO DE INMUEBLE:	UBICACION:	VALOR COMERCIAL:	<input style="width: 95%;" type="text"/>	<input style="width: 95%;" type="text"/>	<input style="width: 95%;" type="text"/>																								
TIPO DE INMUEBLE:	UBICACION:	VALOR COMERCIAL:																													
<input style="width: 95%;" type="text"/>	<input style="width: 95%;" type="text"/>	<input style="width: 95%;" type="text"/>																													
<p>2. VEHICULO</p> <table border="1" style="width: 100%; border-collapse: collapse;"> <tr> <td style="width: 30%;">MARCA</td> <td style="width: 20%;">MODELO</td> <td style="width: 20%;">AÑO</td> <td style="width: 30%;">VALOR DE REFERENCIA:</td> </tr> <tr> <td><input style="width: 95%;" type="text"/></td> <td><input style="width: 95%;" type="text"/></td> <td><input style="width: 95%;" type="text"/></td> <td><input style="width: 95%;" type="text"/></td> </tr> </table>		MARCA	MODELO	AÑO	VALOR DE REFERENCIA:	<input style="width: 95%;" type="text"/>																									
MARCA	MODELO	AÑO	VALOR DE REFERENCIA:																												
<input style="width: 95%;" type="text"/>	<input style="width: 95%;" type="text"/>	<input style="width: 95%;" type="text"/>	<input style="width: 95%;" type="text"/>																												
<p>3. OTROS:</p> <table border="1" style="width: 100%; border-collapse: collapse;"> <tr> <td style="width: 100%; height: 20px;"><input style="width: 95%;" type="text"/></td> </tr> <tr> <td style="width: 100%; height: 20px;"><input style="width: 95%;" type="text"/></td> </tr> </table>		<input style="width: 95%;" type="text"/>	<input style="width: 95%;" type="text"/>																												
<input style="width: 95%;" type="text"/>																															
<input style="width: 95%;" type="text"/>																															
<p>IV. DATOS LABORALES DEL SOLICITANTE:</p> <table border="1" style="width: 100%; border-collapse: collapse;"> <tr> <td style="width: 60%;">RAZON SOCIAL:</td> <td style="width: 40%;">RUC</td> </tr> <tr> <td><input style="width: 95%;" type="text"/></td> <td><input style="width: 95%;" type="text"/></td> </tr> <tr> <td>DIRECCION:</td> <td>TELEFONO-ANEXO</td> </tr> <tr> <td><input style="width: 95%;" type="text"/></td> <td><input style="width: 95%;" type="text"/></td> </tr> <tr> <td>CARGO QUE OCUPA:</td> <td>FECHA DE INGRESO:</td> <td>CONDICION:</td> </tr> <tr> <td><input style="width: 95%;" type="text"/></td> <td><input style="width: 95%;" type="text"/></td> <td><input style="width: 95%;" type="text"/></td> </tr> </table>		RAZON SOCIAL:	RUC	<input style="width: 95%;" type="text"/>	<input style="width: 95%;" type="text"/>	DIRECCION:	TELEFONO-ANEXO	<input style="width: 95%;" type="text"/>	<input style="width: 95%;" type="text"/>	CARGO QUE OCUPA:	FECHA DE INGRESO:	CONDICION:	<input style="width: 95%;" type="text"/>	<input style="width: 95%;" type="text"/>	<input style="width: 95%;" type="text"/>																
RAZON SOCIAL:	RUC																														
<input style="width: 95%;" type="text"/>	<input style="width: 95%;" type="text"/>																														
DIRECCION:	TELEFONO-ANEXO																														
<input style="width: 95%;" type="text"/>	<input style="width: 95%;" type="text"/>																														
CARGO QUE OCUPA:	FECHA DE INGRESO:	CONDICION:																													
<input style="width: 95%;" type="text"/>	<input style="width: 95%;" type="text"/>	<input style="width: 95%;" type="text"/>																													
<p>V. DATOS LABORALES DEL CONYUGE:</p> <table border="1" style="width: 100%; border-collapse: collapse;"> <tr> <td style="width: 60%;">RAZON SOCIAL:</td> <td style="width: 40%;">RUC</td> </tr> <tr> <td><input style="width: 95%;" type="text"/></td> <td><input style="width: 95%;" type="text"/></td> </tr> <tr> <td>DIRECCION:</td> <td>TELEFONO-ANEXO</td> </tr> <tr> <td><input style="width: 95%;" type="text"/></td> <td><input style="width: 95%;" type="text"/></td> </tr> <tr> <td>CARGO QUE OCUPA:</td> <td>FECHA DE INGRESO:</td> <td>CONDICION:</td> </tr> <tr> <td><input style="width: 95%;" type="text"/></td> <td><input style="width: 95%;" type="text"/></td> <td><input style="width: 95%;" type="text"/></td> </tr> </table>		RAZON SOCIAL:	RUC	<input style="width: 95%;" type="text"/>	<input style="width: 95%;" type="text"/>	DIRECCION:	TELEFONO-ANEXO	<input style="width: 95%;" type="text"/>	<input style="width: 95%;" type="text"/>	CARGO QUE OCUPA:	FECHA DE INGRESO:	CONDICION:	<input style="width: 95%;" type="text"/>	<input style="width: 95%;" type="text"/>	<input style="width: 95%;" type="text"/>																
RAZON SOCIAL:	RUC																														
<input style="width: 95%;" type="text"/>	<input style="width: 95%;" type="text"/>																														
DIRECCION:	TELEFONO-ANEXO																														
<input style="width: 95%;" type="text"/>	<input style="width: 95%;" type="text"/>																														
CARGO QUE OCUPA:	FECHA DE INGRESO:	CONDICION:																													
<input style="width: 95%;" type="text"/>	<input style="width: 95%;" type="text"/>	<input style="width: 95%;" type="text"/>																													
<p>FIRMAS Y HUELLAS DIGITALES:</p> <table border="1" style="width: 100%; border-collapse: collapse; height: 100px;"> <tr> <td style="width: 50%;"></td> <td style="width: 50%;"></td> </tr> <tr> <td style="text-align: center; vertical-align: bottom;">SOLICITANTE</td> <td style="text-align: center; vertical-align: bottom;">CONYUGE O CODEUDOR</td> </tr> <tr> <td style="text-align: center;">DNI:</td> <td style="text-align: center;">DNI:</td> </tr> </table>				SOLICITANTE	CONYUGE O CODEUDOR	DNI:	DNI:																								
SOLICITANTE	CONYUGE O CODEUDOR																														
DNI:	DNI:																														

s. MPOA-CL04-19: Solicitud de Préstamos Hipotecarios (Delante)

COD. PROCEDIMIENTO	FECHA VIGENCIA	PAG.	551	de	32
MPOA-CL04	01/01/04	Versión	1.0		

DISEÑO DE FORMULARIOS Y/O FORMATOS (Continuación)

s. MPOA-CL04-19: Solicitud de Préstamos Hipotecarios (Atrás)

PAGARE NRO.		
CLIENTE NRO.		
FECHA DE SOLICITUD:		
VI. DATOS DEL INMUEBLE:		
UBICACION:		
NOMBRE O RAZON SOCIAL DEL PROPIETARIO:		
RAZON SOCIAL DEL PROMOTOR O EMPRESA CONSTRUCTORA:	CTA. AHORROS CONSTRUCTOR	
VALOR DE REALIZACION DEL INMUEBLE SEGUN PERITO S.B.S.		
AREA DE TERRENO		
AREA DE CONSTRUCCION		
VII. DATOS DEL PRESTAMO:		
VALOR TOTAL DE LA VIVIENDA:		
APORTE INICIAL:		
VALOR DE CONSTRUCCION		
VALOR DE TERRENO		
GARANTIA HIPOTECARIA:	VALORIZACION:	
	COBERTURA:	
VIII. PROPUESTA DEL ANALISTA:		
MONTO:		
CUOTA:		
FRECUENCIA DE PAGO:		
PLAZO:		
PERIODO DE GRACIA:		
IX. RESOLUCION DEL COMITE DE CREDITOS:		
MONTO DEL PRESTAMO:	FECHA: / /	
CUOTA:		
FRECUENCIA DE PAGO:		
PLAZO:		
PERIODO DE GRACIA:		
COSTO EFECTIVO ANUAL:		
GERENTE	JEFE DE CREDITOS	COORDINADOR
ANALISTA	ANALISTA	ANALISTA
OBSERVACIONES		

COD. PROCEDIMIENTO	FECHA VIGENCIA	PAG.	552	de	32
MPOA-CL04	01/01/04	Versión	1.0		

DISEÑO DE FORMULARIOS Y/O FORMATOS (Continuación)

t. MPOA-CL04-20: Solicitud de Crédito Personal-Convenio Descuento por Planilla (Delante)

**SOLICITUD DE CREDITO PERSONAL
CONVENIO DESCUENTO POR PLANILLA**

FECHA				DIA	MES	AÑO											
INSTITUCION																	
COORDINADOR DEL CONVENIO																	
R.U.C.		DIRECCION (Señalar la Avenida, Urb., Calle, Mz., Lte., Dpto., Interior, etc.)					TELEFONO (S)										
AREA DE TRABAJO			DISTRITO			PROVINCIA			DEPARTAMENTO								
1. DATOS PERSONALES DEL SOLICITANTE (Según D.N.I)																	
APELLIDO PATERNO			APELLIDO MATERNO			NOMBRES			DOC. DE IDENT								
FECHA DE NACIMIENTO			SEXO			ESTADO CIVIL			CARGA FAMILIAR		NACIONALIDAD		PROFESION U OFICIO	TELEFONO			
DIA		MES	AÑO			SOLTERO	CASADO	DIVORCADO	CONVENIENTE	VIUDO							
FECHA DE INGRESO			CARGA ACTUAL			MODALIDAD DE CONTRATO											
DIA		MES	AÑO	DIRECTOR	FUNCIONARIO	OTROS			NOMBRADO		CONTRATADO		OTRA				
				EJECUTIVO	EMPLEADO												
INGRESO NETO MENSUAL			OTROS INGRESOS			EGRESOS			SALDO								
S./			S./			S./			S./								
CONCEPTO POR OTROS INGRESOS (Deberá adjuntarse Documentación Sustentatoria)																	
DATOS DEL DOMICILIO																	
DIRECCION (Señalar la Avenida, Urb., Calle, Mz., Lte., Dpto., Interior, etc.)																	
DISTRITO			PROVINCIA			DEPARTAMENTO											
TIPO DE VIVIENDA		PROPIA		FAMILIAR		ALQUILADA		FINANCIADA									
DATOS DEL CONYUGE Y/O CODEUDOR (Según D.N.I.)																	
APELLIDO PATERNO			APELLIDO MATERNO			NOMBRES			DOC. DE IDENTIDAD								
FECHA DE NACIMIENTO			SEXO			ESTADO CIVIL			NACIONALIDAD		PROFESION U OFICIO		TELEFONO				
DIA		MES	AÑO			SOLTERO	CASADO	DIVORCADO	CONVENIENTE	VIUDO							
EMPRESA DONDE LABORA												TELEFONO					
DATOS DEL DOMICILIO																	
DIRECCION (Señalar la Avenida, Urb., Calle, Mz., Lte., Dpto., Interior, etc.)																	
DISTRITO			PROVINCIA			DEPARTAMENTO											
TIPO DE VIVIENDA		PROPIA		FAMILIAR		ALQUILADA		FINANCIADA									
PATRIMONIO TITULAR												PATRIMONIO FIADOR					
ACTIVO (PROPIEDADES)			Valor (US\$)			Cobertura (Us\$)			ACTIVO (PROPIEDADES)			Valor (Us\$)			Cobertura (US\$)		
1. VEHICULO (S)			Us\$			Us\$			1. VEHICULO (S)			Us\$			Us\$		
2. INMUEBLE (S)			Us\$			Us\$			2. INMUEBLE (S)			Us\$			Us\$		
3. ARTEFACTOS ELECTRICOS			Us\$			Us\$			3. ARTEFACTOS ELECTRICOS			Us\$			Us\$		
4. MUEBLES DEL HOGAR			Us\$			Us\$			4. MUEBLES DEL HOGAR			Us\$			Us\$		
5. OTROS			Us\$			Us\$			5. OTROS			Us\$			Us\$		
TOTAL DE ACTIVOS			Us\$			Us\$			TOTAL			Us\$			Us\$		
INFORMACION DEL CREDITO																	
MONTO SOLICITADO				PLAZO				CUOTA									
S./				S./				S./									
FIRMA DEL SOLICITANTE						FIRMA DEL CONYUGE											

COD. PROCEDIMIENTO	FECHA VIGENCIA	PAG.	553	de	32
MPOA-CL04	01/01/04	Versión			1.0

DISEÑO DE FORMULARIOS Y/O FORMATOS (Continuación)

t. MPOA-CL04-20: Solicitud de Crédito Personal-Convenio Descuento por Planilla (Atrás)

2. DATOS DEL FIADOR (Según DNI)											
APELLIDO PATERNO			APELLIDO MATERNO DE CASADA				NOMBRES			DOC. DE IDENTIDAD	
FECHA DE NACIMIENTO			SEXO		ESTADO CIVIL			FAMILIAR	NACIONALIDAD	PROFESIÓN U OFICIO	TELÉFONO
DIAS	MES	AÑO	SOLTERO	CASADO	DIVORCIADO	CONVIVIENTE	VIUDO				
EMPRESA DONDE LABORA									ÁREA		
DIRECCIÓN									TELÉFONO		
DATOS DEL DOMICILIO											
DIRECCIÓN (Señalar la Av., Urb., Calle, Mz., Lote, Dpto., Interior, etc.)											
DISTRITO				PROVINCIA				DEPARTAMENTO			
TIPO DE VIVIENDA	PROPIA		FAMILIAR		ALQUILADA		FIANCIADA				
DATOS DEL COM. DE VIOCOFIADOR (Según DNI)											
APELLIDO PATERNO			APELLIDO MATERNO DE CASADA				NOMBRES			DOC. DE IDENTIDAD	
FECHA DE NACIMIENTO			SEXO		ESTADO CIVIL			FAMILIAR	NACIONALIDAD	PROFESIÓN U OFICIO	TELÉFONO
DIAS	MES	AÑO	SOLTERO	CASADO	DIVORCIADO	CONVIVIENTE	VIUDO				
EMPRESA DONDE LABORA									ÁREA		
DIRECCIÓN									TELÉFONO		
DATOS DEL DOMICILIO											
DIRECCIÓN (Señalar la Avenida, Urb., Calle, Mz., Lote, Dpto., Interior, Etc.)											
DISTRITO				PROVINCIA				DEPARTAMENTO			
TIPO DE VIVIENDA	PROPIA		FAMILIAR		ALQUILADA		FIANCIADA				
FIRMA DEL FIADOR						FIRMA DEL COM. DE VIOCOFIADOR					
PROPUESTA DEL ANALISTA											
MONTO PROPUESTO			PLAZO				CUOTA				
SI							SI				
REFERENCIA CENTRALES DE RIESGO											
EFO TESTOS	SI	NO	S.B.S.	SI	NO	CERTICOM	SI	NO	INTERNA	SI	NO
OTROS:	SI	NO	PROPUESTA DEL ANALISTA								
3. RESOLUCIÓN DE COMITÉ											
APROBADO			RENEGOCIADO			FECHA DE APROBACIÓN			AÑO - MES - DIA		
MONTO				(EN LETRAS)							
CUOTA				PLAZOS							
FECHAS DE PAGO				COSTO EFECTIVO							
TIPO DE CONTRATO				LINEA DE CRÉDITO				RECURSOS PROPIOS			
OBSERVACIONES											
NIVEL SUPERIOR DE APROBACIÓN											

COD. PROCEDIMIENTO	FECHA VIGENCIA	PAG.	554	de	32
MPOA-CL04	01/01/04	Versión	1.0		

DISEÑO DE FORMULARIOS Y/O FORMATOS (Continuación)

u. MPOA-CL04-21: Solicitud de Préstamo con Garantía de Plazo Fijo y/o CTS.

Logo
Institucional

**SOLICITUD DE PRESTAMO
CON GARANTIA DE PLAZO FIJO Y/O CTS**

CREDITO N°	PAGARE N°	TACNA	AÑO	MES	DIA
------------	-----------	-------	-----	-----	-----

I.- DATOS DEL SOLICITANTE

SOLICITANTE	D.N.I
CONYUGE	D.N.I
DIRECCION	TELEF.

_____ SOLICITANTE _____ CONYUGE

II.- INFORMACIÓN SOBRE LA GARANTIA

CODIGO	VALORIZACION	COBERTURA
CODIGO	VALORIZACION	COBERTURA

TITULAR DEL PLAZO FIJO Y/O CUENTA C.T.S. SI <input type="checkbox"/> NO <input type="checkbox"/>	INFORMACION DEL FIADOR O GARANTE		
	AVAL	D.N.I	
N° PLAZO FIJO Y/O CUENTA C.T.S.	CONYUGE	D.N.I	
	DIRECCION	TELEF.:	
_____ FIRMA		_____ FIRMA	

III. PROPUESTA DE ANALISTA

Monto	Plazo
Frecuencia de Pago	Cuota
Observaciones :	

IV.- RESOLUCION COMITÉ DE CREDITOS

FECHA	APROBADO	DENEGADO
GERENTE	MONTO	LETRAS
	CUOTA	PLAZO
	FRECUENCIA DE PAGO	COSTO EFECTIVO
	PROPUESTA Y COMENTARIOS	
GERENTE		

OBSERVACIONES : _____

COD. PROCEDIMIENTO	FECHA VIGENCIA	PAG.	556	de	32
MPOA-CL04	01/01/04	Versión			1.0

DISEÑO DE FORMULARIOS Y/O FORMATOS (Continuación)

w. MPOA-CL04-23: Solicitud de Préstamos Personales (Sin Convenio)

LOGO INSTITUCIONAL

SOLICITUD DE PRESTAMOS PERSONALES

CREDITO N°	PAGARE N°	TACNA	AÑO	MES	DIA
SOLICITANTE					D.N.I
CONYUGE					D.N.I
DIRECCION					TELEFONO
DESTINO PRESTAMO	CIJU	MONTO SOLICITADO			
GARANTIAS	CODIGO	VALORIZACION	PLAZO SOLICITADO		
	CODIGO	VALORIZACION	MONTO COBERTURADO		
FORMA DE PAGO: CTA. AHORROS Y/O ORDENES DE PAGO <input type="checkbox"/> N° CTA <input type="checkbox"/> EN VENTANILLA <input type="checkbox"/>					
FIRMA- SOLICITANTE			FIRMA-CONYUGE		
PROUESTA ANALISTA	SE VISITO Y VERIFICO GARANTIAS:	TITULAR	SI	NO	FIADOR
	CLIENTE N°	CONSULTO CENTRAL DE RIESGOS	SI	NO	
	MONTO	PLAZO			
	FRECUENCIA DE PAGO	CUOTA			
OBSERVACIONES					
RESOLUCION COMITÉ DE CREDITOS <input type="checkbox"/> APROBADO <input type="checkbox"/> DENEGADO <input type="checkbox"/>					
GERENTE		MONTO	LETRAS		
GERENTE		CUOTA	PLAZO		
		FRECUENCIA DE PAGO	COSTO EFECTIVO		
PROUESTAS Y COMENTARIOS					
OBSERVACIONES					

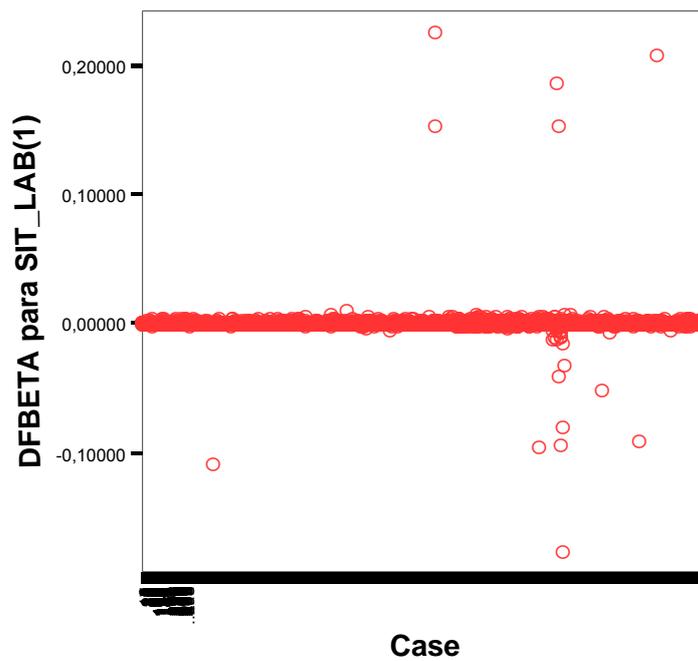
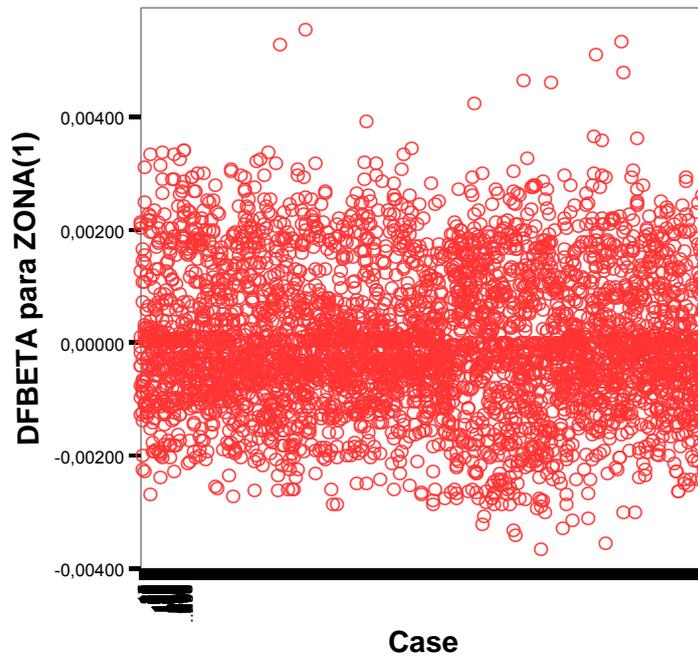
ANEXO 2.

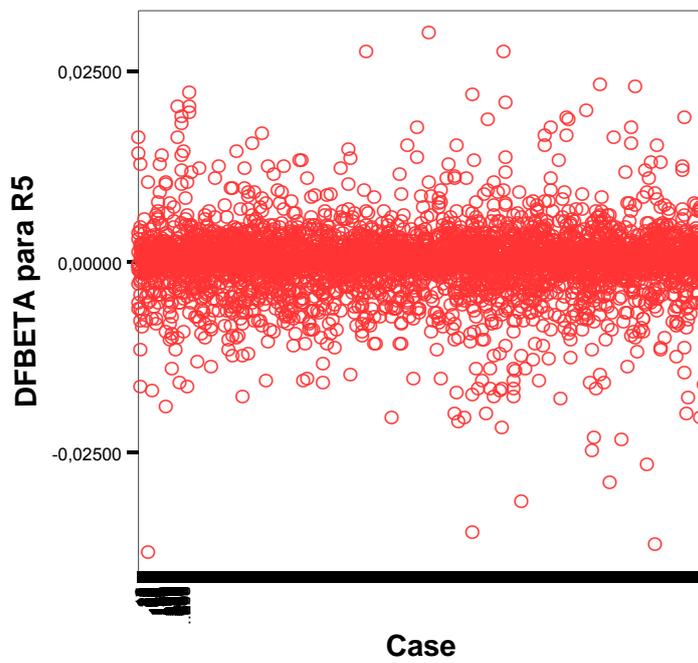
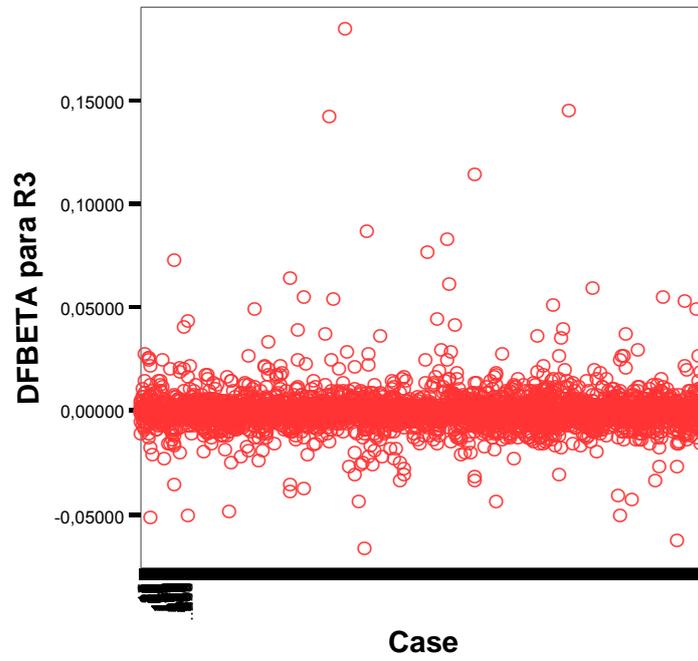
SALIDAS SPSS. (ADJUNTO CD-ROM)

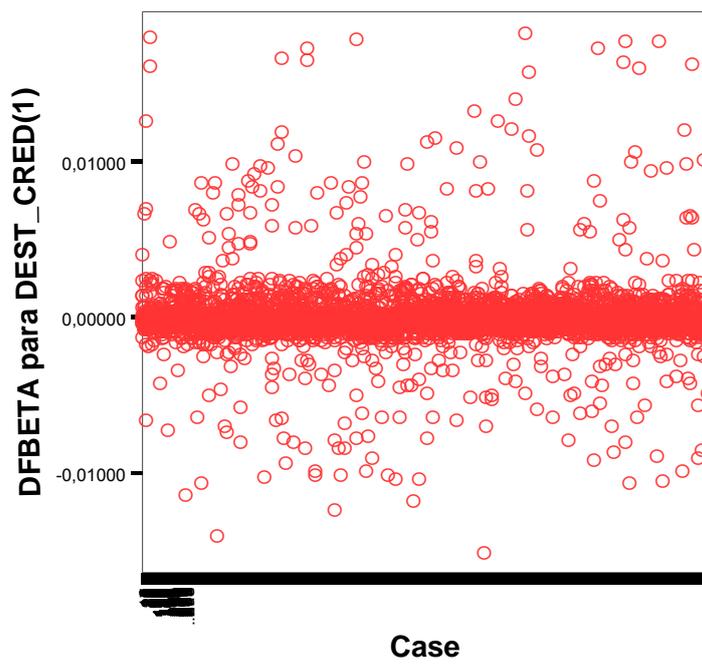
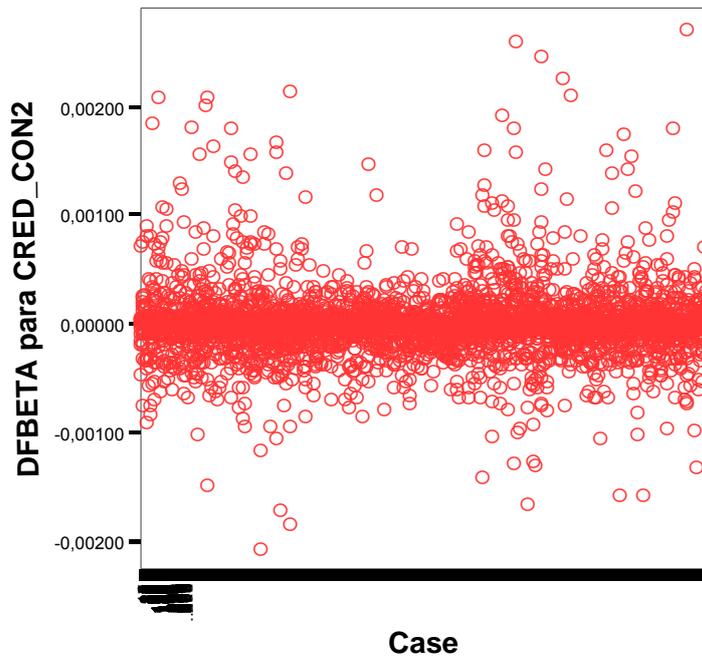
ANEXO 3.

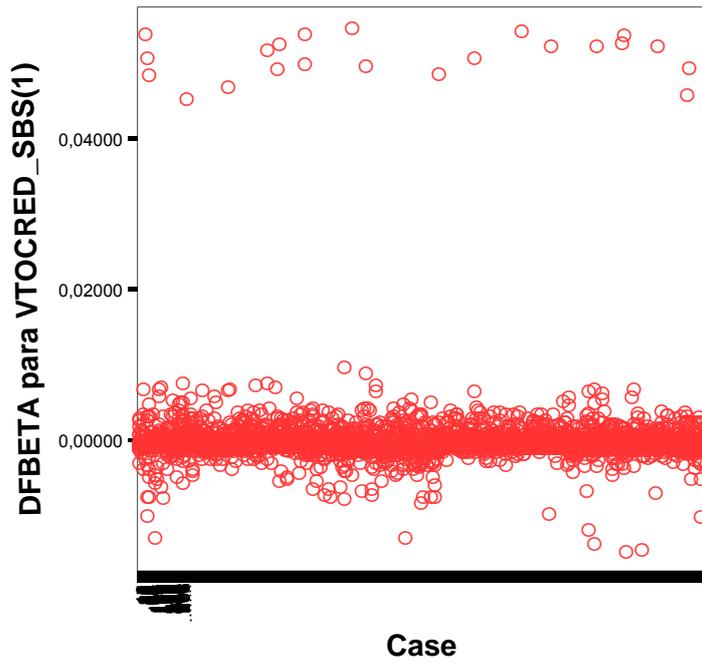
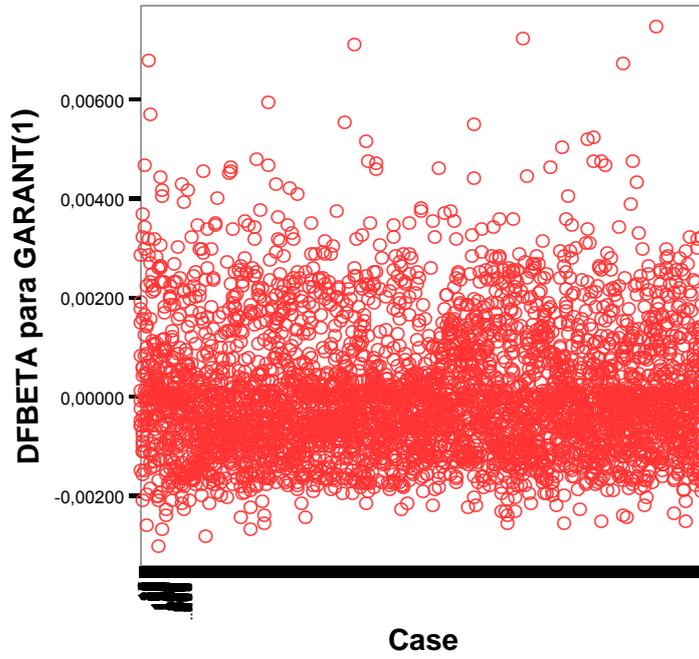
**DIAGRAMAS DE DISPERSIÓN. CAMBIOS EXPERIMENTADOS POR EL
COEFICIENTE DE LAS VARIABLES EXPLICATIVAS.**

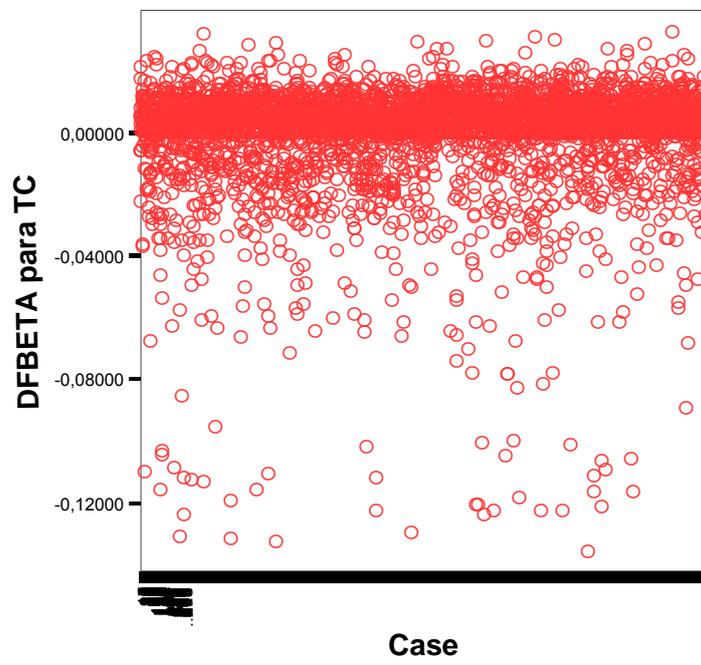
A) DIAGRAMAS DE DISPERSIÓN. CAMBIOS EXPERIMENTADOS POR EL COEFICIENTE DE LAS VARIABLES EXPLICATIVAS EN EL MODELO DE CREDIT SCORING DE LA EDPYME PROEMPRESA.











B) DIAGRAMAS DE DISPERSIÓN. CAMBIOS EXPERIMENTADOS POR EL COEFICIENTE DE LAS VARIABLES EXPLICATIVAS EN EL MODELO DE *CREDIT SCORING* DE LA CMAC DE TACNA.

