

**ANÁLISIS DE LA MOROSIDAD DE LAS INSTITUCIONES  
MICROFINANCIERAS (IMF) EN EL PERÚ**

**GIOVANNA AGUILAR ANDÍA  
GONZALO CAMARGO CÁRDENAS**

**Documento de Trabajo N° 133**

Serie: Economía

© Instituto de Estudios Peruanos, IEP  
Horacio Urteaga 694, Lima 11  
332-6194 / 424-4856  
Fax (51 1) 332-6173

ISSN: 1022-0356 (Documento de Trabajo IEP)  
ISSN: 1022-0399 (Serie Economía)

Impreso en el Perú  
Abril, 2004  
500 ejemplares

Depósito Legal: 1501412004-2264

AGUILAR ANDIA, GIOVANNA

*Análisis de la morosidad de las instituciones microfinancieras (IMF) en el Perú* / Giovanna Aguilar Andia y Gonzalo Camargo Cárdenas.-- Lima, IEP, 2004. (Documento de Trabajo 133, Serie Economía, 38).

MICROFINANZAS / TASA DE MOROSIDAD / ESTUDIOS DE CASOS  
/ HUANCAYO / PERÚ

WD / 03.01.02 / E / 38

## **CONTENIDO**

1. INTRODUCCIÓN	5
2. LAS MICROFINANZAS EN EL PERÚ	8
3. LA MOROSIDAD EN LAS IMF	15
4. MARCO TEÓRICO Y CONCEPTUAL	21
5. MODELOS DE DATOS DE PANEL	28
5.1. MODELOS DE DATOS DE PANEL CON VARIABLES ESTRICTAMENTE EXÓGENAS	28
5.2. MODELOS DE DATOS DE PANEL CON VARIABLES PREDETERMINADAS Y MODELOS DINÁMICOS	34
6. ANÁLISIS DE LOS DATOS	37
7. ESTIMACIÓN Y RESULTADOS	44
8. LOS ESTUDIOS DE CASO	53
8.1. LA CMAC HUANCAYO	54
8.2. LA EDPYME CONFIANZA	73
8.3. LOS CLIENTES MOROSOS EN AMBAS INSTITUCIONES	88
9. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES	89
10. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS	93
ANEXOS	97



## 1. INTRODUCCIÓN

Se estima que el sector de pequeñas y microempresas (PYME)<sup>1</sup> es responsable del 42% del PBI<sup>2</sup> y otorga empleo al 75% de la PEA del país.<sup>3</sup> Este sector representa un estrato muy dinámico de la actividad productiva nacional, que se caracteriza por actividades de corto plazo, rápida entrada y salida del mercado de las unidades productivas y la generación de diversos eslabonamientos en la cadena productiva.

Uno de los más serios problemas que enfrentan las PYME es el limitado acceso a productos financieros adecuados a sus requerimientos, lo cual limita el aprovechamiento de oportunidades de negocios en este dinámico sector. Ha sido señalado que la banca comercial carece de la tecnología crediticia y los productos financieros adecuados para atender las necesidades del sector PYME (Távora, 1998). Por otro lado, la cartera PYME del sistema financiero es muy reducida: se estima que sólo alcanza el 0.8% de sus colocaciones totales (Portocarrero, 2001).

No obstante las características del sector PYME, durante la expansión del sistema financiero de mediados de los noventa, la banca comercial comenzó a interesarse por este sector (Trivelli *et al.*, 1999). Sin embargo, esta tendencia se revirtió con la crisis financiera internacional de fines de los noventa, la que, sumada al Fenómeno de El Niño de 1998, generó una caída del nivel de actividad interna y una retracción del sistema financiero local.

En este contexto, la banca comercial disminuyó significativamente sus créditos destinados a las PYME,<sup>4</sup> quedando éstos en manos de las organizaciones especializadas en microcrédito.

Las instituciones financieras especializadas en microfinanzas o instituciones microfinancieras (IMF) representan una importante fuente de financiamiento para el sector PYME en el Perú, porque, a pesar de que intermedian un monto menor al de la

- 
1. Según el Decreto Legislativo No. 705, la pequeña empresa se define como la unidad productiva de no más de veinte trabajadores y cuyo monto anual de ventas no supera las 25 U.I.T. En tanto que la microempresa no debe exceder los diez trabajadores, sus ventas anuales no deben ser mayores que 12 U.I.T., y además su propietario debe laborar en ella.
  2. El 45% de las PYME se concentra en el sector agropecuario, el 36% en el comercio, el 11% en servicios y el 8% en la industria según el Censo Económico Nacional de 1993.
  3. Censo Económico Nacional de 1993.
  4. Según información financiera de la Banca Comercial, publicada por la Superintendencia de Banca y Seguros en diciembre del 2001, la cartera PYME alcanza sólo el 1.74% de sus colocaciones totales.

6 banca comercial, atienden a un mayor número de clientes (Portocarrero et al., 2002), sus colocaciones han mostrado un gran dinamismo en los últimos años,<sup>5</sup> y hacen uso de una tecnología crediticia más eficiente, reflejada en menores costos de transacción, menores plazos de tramitación y menores tasas de morosidad.

Las IMF en el Perú están conformadas por las Cajas Municipales de Ahorro y Crédito (CMAC), las Cajas Rurales de Ahorro y Crédito (CRAC), las Entidades de Desarrollo de la Pequeña y Microempresa (EDPYME), Mibanco, Financiera Solución y el Banco del Trabajo. A diciembre del 2001, estas entidades colocaron en el sector PYME alrededor de 318 millones de dólares, mientras que la banca comercial sólo colocó, al mismo periodo, 182 millones de dólares, es decir, un monto bastante menor que el colocado por las instituciones especializadas.

Debido a que las IMF constituyen una muy importante fuente de crédito para el sector de pequeñas y medianas empresas, promover su sólido desarrollo y sostenibilidad en el largo plazo permitirá agilizar el financiamiento al sector de PYME, permitiendo a su vez ganancias en el crecimiento, la eficiencia y la equidad.

A pesar de que las IMF en el Perú han mostrado bajos niveles de morosidad, y esto ha sido señalado como un signo de su éxito, la morosidad es un riesgo que enfrenta cualquier institución financiera. Un elevado número de créditos en condición de retraso o de no pago son una de las principales causas de la insolvencia y descapitalización, lo que finalmente atenta contra la solidez y el sostenimiento de la institución en el largo plazo.

Las IMF han mostrado una tasa de morosidad de alrededor de 5% para el año 2001, con excepción de las CRAC; nivel situado bien por debajo de lo observado para la banca comercial en el mismo año (9%). Este menor nivel de morosidad es, sin embargo, una tendencia mostrada en los últimos cuatro años, lo cual muestra un interesante desempeño de estas instituciones especializadas en el microcrédito. No obstante, llama la atención los pobres resultados obtenidos por las CRAC quienes, siendo también entidades microfinancieras, muestran elevados niveles de incumplimiento durante todo el periodo que abarcó el estudio. Esta variedad de resultados en el éxito del manejo de la cartera morosa permite formularse la interrogante que motiva la presente investigación: ¿Qué variables afectan la morosidad de las IMF en el Perú?

La información sugiere que hay importantes diferencias en el comportamiento de la morosidad de las IMF, probablemente como resultado de diferencias en sus políticas de gestión, su tecnología crediticia y la dinámica de sus plazas, lo que debería quedar reflejado en diferencias en el impacto de las variables que afectan la morosidad de estas instituciones.

Por otro lado, es importante no perder de vista el hecho de que las altas tasas de morosidad presentadas por algunas instituciones, probablemente como reflejo de una mayor ineficiencia en su gestión, pueden generar, de mantenerse en el largo plazo, efectos perversos sobre la sostenibilidad y viabilidad del sistema microfinanciero en su conjunto.<sup>6</sup>

---

5. Entre 1999 y el 2001, la cartera PYME valuada en dólares, de estas instituciones, creció en casi 75% según la información publicada por la Superintendencia de Banca y Seguros al 31.12.2001.

6. León de Cermeño y Schreiner (1998) sostienen que las experiencias fallidas de IMF generan externalidades negativas en los mercados de microcrédito, como, por ejemplo, la destrucción de la confianza, el daño en la formación de expectativas de los agentes, etc.

El objetivo general de esta investigación es identificar las variables que afectan la morosidad de las IMF peruanas. Se propone identificar la importancia relativa de tres tipos de variables. En primer lugar, variables de carácter agregado o macroeconómico que están ligadas al nivel de actividad de la economía peruana en su conjunto (PBI, inflación, etc.). En segundo lugar, variables microeconómicas relacionadas con la gestión de las IMF (política de créditos, tecnología crediticia, sistemas de incentivos para su personal, etc.). Y, finalmente, variables relacionadas con las dinámicas locales de los mercados donde las IMF realizan sus operaciones (PBI regional o departamental, dinámica de plaza financiera local, estructura de la actividad productiva local y otras).

Además de este conjunto de variables, se ha de considerar la presencia de *shocks* o eventos aleatorios agregados. Dado que las IMF son todavía de reducido tamaño y están estrechamente vinculadas con sectores de altos riesgos y volatilidad, como el agropecuario y el informal, se puede esperar que los *shocks* —como el Fenómeno de El Niño del año 1998— que afectan la dinámica de la economía tengan importantes efectos sobre la actividad de estas instituciones y por consiguiente sobre su nivel de morosidad.

Adicionalmente, y como complemento de este análisis general, se aborda el tema de la morosidad a partir de dos estudios de caso. Éstos nos permitirán complementar la línea de investigación general propuesta líneas arriba, de manera que se pueda entender mejor las relaciones particulares implícitas entre la morosidad y las variables que la afectan, que no están totalmente reflejadas en el análisis cuantitativo general, es decir, entender las particularidades de lo general.

El análisis particular de los casos seleccionados, que se plantea, permitirá específicamente:

- a) Analizar detalladamente la tecnología crediticia que las instituciones aplican a la evaluación, control y recuperación de los créditos que se encuentran en calidad de mora, así como el sistema de incentivos que ofrecen a sus clientes para el repago de sus créditos, y a sus analistas y administradores de agencia para reducir la cartera morosa.
- b) Analizar las características socioeconómicas de los clientes en situación de incumplimiento, para determinar sus diferencias con los otros clientes y, al mismo tiempo, las causas que los llevan a entrar en situación de retraso en los pagos y las estrategias que adoptan para enfrentar el problema.

Los resultados de esta investigación deben contribuir, por un lado, al desarrollo de nuevos elementos de análisis para entender mejor la problemática de la morosidad de las IMF en el Perú, y por otro, a derivar recomendaciones de política para fortalecer a estos intermediarios financieros a través de instrumentos que mejoren y protejan la calidad de sus carteras.

El documento está dividido en nueve secciones. Luego de esta introducción se presentan los hechos estilizados que describen el mercado microfinanciero en el Perú, con el objetivo de presentar las características básicas de los intermediarios especializados en el microcrédito. La tercera sección describe la evolución de las tasas de morosidad durante los últimos cuatro años a nivel de los segmentos del mercado microcrédito y a nivel de las IMF individuales. En la cuarta sección se desarrolla el marco

**8** teórico y conceptual a partir del cual se definirá un conjunto de variables relevantes para analizar la morosidad en las IMF. La quinta sección tiene como objetivo presentar la metodología a ser usada en la estimación de la relación entre la morosidad y las principales variables que la determinan. La sexta sección está destinada a presentar las características estadísticas de las variables empleadas en la estimación. En la séptima sección se discute las diferentes alternativas de indicadores de morosidad que se pueden usar y se presenta los principales resultados encontrados en las estimaciones. Los resultados obtenidos en los estudios de caso son presentados en la octava sección. Finalmente, las conclusiones y recomendaciones se exponen en la novena sección.

Es preciso agradecer a un conjunto de instituciones y personas cuya colaboración hizo posible la realización de la presente investigación. Al Consorcio de Investigación Económica y Social (CIES) y a la Fundación Ford por el apoyo financiero para realizar el estudio. Luego, el agradecimiento al Instituto de Estudios Peruanos (IEP), por haber brindado su infraestructura física y de redes de contacto con las IMF y por el apoyo dado a través de su personal administrativo. Además, se agradece muy especialmente a Carolina Trivelli, por la orientación, comentarios y sugerencias recibidos durante el desarrollo de la investigación. Roonie Pacheco-Gamboa Aparicio merece una mención especial, por su eficiente labor de asistente de investigación. También se agradece de una manera especial a Mayko Camargo, por su orientación técnica. Finalmente, debe reconocerse y agradecerse el gran apoyo recibido de los funcionarios de la CMAC Huancaayo —en especial, Rodrigo Arana y Edgar Berrocal— y de la EDPYME Confianza —en la figura de Elizabeth Ventura.

Los errores y omisiones de este informe son de entera responsabilidad de los autores.

## **2. LAS MICROFINANZAS EN EL PERÚ**

La introducción de una serie de reformas a nivel financiero a principios de la década de los noventa, constituyó el punto de partida para la expansión del crédito en el Perú y para la aparición de nuevos intermediarios financieros formales; ambos factores a su vez permitieron la expansión del microcrédito (Trivelli et al., 1999). El sistema microfinanciero en el Perú, como ya fue mencionado, está constituido por las CMAC, las CRAC, las EDPYME, Mibanco, Financiera Solución y el Banco del Trabajo. Estas instituciones están especializadas en el crédito de pequeña escala, dirigido principalmente a la microempresa y al crédito de consumo.

Las instituciones que forman parte del sistema microfinanciero pueden agruparse en dos categorías en función de sus características institucionales (Portocarrero, 2002): las entidades bancarias y financieras privadas que se han especializado en atender a los sectores de bajos ingresos, como el Banco del Trabajo, Mibanco y Financiera Solución. Estas instituciones están autorizadas para realizar múltiples operaciones y actúan a nivel nacional. Por otro lado, tenemos a los intermediarios microfinancieros no bancarios, como las CRAC, CMAC y EDPYME, autorizados a realizar un conjunto limitado de operaciones y que operan generalmente a escala local.



Durante el periodo 1995-1998 las colocaciones del sistema financiero formal crecieron de manera significativa, exhibiendo un crecimiento promedio anual de 9%. Sin embargo esta tendencia se vio revertida hacia finales de la década con la crisis financiera internacional de fines de los noventa, la que, aunada con el Fenómeno de El Niño de 1998, generó una fuerte caída del nivel de actividad interna y una retracción del sistema financiero local. Es así que las colocaciones del sistema total decrecieron a una tasa promedio anual de 8.20% entre 1998 y el año 2001 (véase el cuadro 1). Sin embargo, las colocaciones del sistema de IMF no siguieron la misma tendencia que las del total del sistema: a diferencia de éstas, crecieron a un ritmo de 21.7% por año, lo cual demuestra una expansión de este segmento del mercado financiero hacia fines de la década anterior.

Cuadro 1  
*Colocaciones del Sistema Financiero, 1998-2001(miles de dólares)*

Tipo de institución	1995	1998	1999	2000	2001
Banca múltiple	7'721,627	14'069,525	11'797,229	11'614,384	10'468,710
IMF	271,560	354,126	329,441	448,338	609,041
Resto del sistema financiero*	606,316	1'274,416	1'124,742	1'001,195	997,320
<b>Total</b>	<b>8'599,503</b>	<b>15'698,702</b>	<b>13'251,981</b>	<b>13'064,485</b>	<b>12'075,653</b>

Fuente: SBS.

Elaboración propia.

\* No incluye el sistema financiero estatal, pero incluye empresas financieras y de arrendamiento financiero.

En términos de la participación de las colocaciones de las IMF respecto del total (véase el cuadro 2), ésta ha mostrado una tendencia claramente creciente en el periodo estudiado, pasando a representar el 5% del total en el año 2001. Obviamente, es la banca múltiple la responsable del más alto porcentaje de colocaciones del sistema.

Cuadro 2  
*Estructura porcentual de las colocaciones del sistema financiero, 1998-2001*

Tipo de institución	1998	1999	2000	2001
Banca múltiple	89.62	89.02	88.90	86.69
IMF	2.26	2.49	3.43	5.04
Resto del sistema financiero	8.12	8.49	7.66	8.26
<b>Total</b>	<b>100.00</b>	<b>100.00</b>	<b>100.00</b>	<b>100.00</b>

Fuente: SBS.

Elaboración propia.

## 10

Si bien la oferta de crédito de estas instituciones es pequeña en monto, comparada con la de la banca comercial, debe mencionarse algo muy importante: el número de clientes que estas instituciones atienden es mayor. El crédito promedio de las IMF es de US \$ 687, mientras que el crédito promedio de la banca comercial es de US \$ 9,777 lo cual evidencia una vez más la orientación hacia colocaciones crediticias de pequeña escala concentradas principalmente en los sectores de PYME y agropecuario. Mientras que la banca comercial, a juzgar por el monto promedio del crédito que otorga, se dirige al sector de medianas y grandes empresas y a sectores de ingresos medios y altos.

El cuadro 4 muestra las colocaciones de las IMF por tipo de crédito, y el cuadro 5 revela su estructura porcentual.

La mayoría de las instituciones microfinancieras concentran su cartera en el crédito a pequeñas y microempresas (crédito PYME) y en el crédito de consumo, con excepción de las CRAC y las EDPYME, para quienes el crédito comercial es el segundo en importancia después de los créditos PYME. Para el resto, le siguen en importancia el crédito comercial y el hipotecario.

Cuadro 3

*IMF: Número de deudores y crédito promedio diciembre del 2001*

Entidad	No. de deudores	Colocaciones (miles de dólares)	Crédito promedio (dólares)
Banca múltiple	1'070,762	10'468,710	9,776.88
IMF	887,350	609,750	687.16
-CMAC	398,311	242,433	599.052
-CRAC	40,480	71,463	1,769.94
-EDPYME	396,911	51,144	1,265.48
Banco del Trabajo	247,586	122,607	477.48
Mibanco	78,960	62,273	772.53
Financiera Solución	82,322	59,829	702.76

Fuente: SBS.

Elaboración: Propia.

Cuadro 4

*Colocaciones de las IMF por tipo de crédito al 31.12.2001(miles de dólares)*

Institución	Comerciales	PYME	Consumo	Hipotecario	Total
CMAC	36,782	125,887	79,678	86,000	242,433
CRAC	21,451	34,107	12,219	3,686	71,463
EDPYME	5,257	40,121	679	5,087	51,144
Banco Del Trabajo	2,083	40,920	69,714	9,182	122,607
Mibanco	6,354	47,235	7,480	1,204	62,273
Financiera Solución	0	39,699	20,131	0	59,829
<b>Total</b>	<b>71,928</b>	<b>327,969</b>	<b>189,899</b>	<b>19,246</b>	<b>609,041</b>

Fuente: SBS.

Elaboración propia.

Cuadro 5

*Estructura de las colocaciones de las IMF por tipo de crédito<sup>7</sup> al 31.12.2001*

Institución	Comerciales	PYME	Consumo	Hipotecario	Total
CMAC	15.2	51.9	32.9	0.0	100
CRAC	30.0	47.7	17.1	5.2	100
EDPYME	10.3	78.4	1.3	10.0	100
Banco del Trabajo	1.7	33.6	57.2	7.5	100
Mibanco	10.2	75.9	12.0	1.9	100
Financiera Solución	0.0	66.4	33.6	0.0	100

Fuente: SBS.

Elaboración propia.

Es importante mencionar que el crédito promedio de las CRAC se encuentra en un nivel bastante por encima de los créditos del resto de las IMF. Este resultado se encuentra en buena parte justificado por la orientación esencialmente rural que tienen estas IMF, lo que las ha llevado a mantener un alto porcentaje de su cartera en el sector agropecuario. El cuadro 6 muestra la estructura porcentual de la cartera IMF según tipo de créditos y sectores económicos.

Cuadro 6

*Estructura porcentual de la cartera de las IMF según tipo de crédito y sector económico, diciembre del 2001*

Tipos de crédito y sector	CMAC	CRAC	EDPYME	B. Trabajo	Mibanco	F. Solución
<b>Créditos comerciales y a microempresas</b>	<b>67.0</b>	<b>77.4</b>	<b>88.2</b>	<b>35.3</b>	<b>86.1</b>	<b>70.7</b>
Agricultura, ganadería, caza y silvicultura	7.4	51.1	3.0	0.0	0.0	0.0
Industria manufacturera	4.8	1.2	16.6	0.0	11.2	0.0
Comercio	40.2	18.5	48.7	33.6	63.0	0.0
Otras actividades	14.5	6.7	19.9	1.7	11.9	70.7
<b>Créditos hipotecarios para vivienda</b>	<b>0.0</b>	<b>5.2</b>	<b>10.5</b>	<b>7.5</b>	<b>1.9</b>	<b>0.0</b>
<b>Créditos de consumo</b>	<b>33.0</b>	<b>17.3</b>	<b>1.3</b>	<b>57.2</b>	<b>12.0</b>	<b>29.3</b>
<b>TOTAL</b>	<b>100.0</b>	<b>100.0</b>	<b>100.0</b>	<b>100.0</b>	<b>100.0</b>	<b>100.0</b>

Fuente: SBS.

Elaboración propia.

7. Los productos crediticios ofrecidos por estas instituciones son básicamente créditos individuales y dirigidos al financiamiento de la actividad productiva de la pequeña y microempresa (créditos PYME), al financiamiento de la actividad comercial (créditos comerciales), al financiamiento de gastos de consumo (créditos de consumo) y al financiamiento de la vivienda (créditos hipotecarios).

12

Las CRAC destinan más del 50% de sus colocaciones al sector agropecuario, en tanto que el Banco del Trabajo, Mibanco y Financiera Solución no mantienen cartera agropecuaria, confirmando su orientación esencialmente urbana.

A continuación se muestran las características de las diferentes instituciones que operan en la industria del microcrédito. En el Perú existen doce CRAC, catorce CMAC, trece EDPYME, a las que se agregan, como instituciones especializadas en el microcrédito, la Financiera Solución, Mibanco y el Banco del Trabajo.

A junio del 2001, el subsistema de Cajas Rurales de Ahorro y Crédito (CRAC) era responsable del 10.22% del total de colocaciones del conjunto de IMF. Las CRAC fueron creadas con el objetivo de atender las necesidades financieras de los productores agropecuarios que no fueran atendidas por la banca comercial, es decir, surgieron como entidades especializadas en el crédito para la actividad agropecuaria, aunque en los últimos años se ha observado su inclinación hacia el mercado de créditos PYME urbanos y hacia créditos comerciales (véase el cuadro 7).

Las doce CRAC existentes a junio del presente año cuentan con un total de 52 agencias y 564 empleados. Las más importantes son: la CRAC San Martín, responsable de más del 20% del total de colocaciones del subsistema, que cuenta además con 10 agencias y 131 empleados; la CRAC Nor Perú, segunda en el total de colocaciones, con 16%, 6 agencias y 69 empleados; y la CRAC Cajasur, con el 14.6% del total de las colocaciones, 5 agencias y 62 empleados, que fue la primera en crearse en diciembre de 1993.

El subsistema de Cajas Municipales de Ahorro y Crédito (CMAC) era responsable de casi el 40% del total de colocaciones de las IMF a junio del presente año (véase el cuadro 7).

Las CMAC fueron creadas con el explícito objetivo de “democratizar el crédito” y de llegar a los sectores que el sistema financiero formal no estaba interesado en atender, principalmente al sector de pequeñas y microempresas, buscando a la vez cubrir plenamente sus costos para evitar la descapitalización de su patrimonio (Tello, 1995).

Las trece CMAC existentes, a junio del presente año, cuentan con 121 agencias en todo el país y 1,974 empleados. Las tres CMAC más importantes respecto a su participación en el total de colocaciones de este subsistema son: la CMAC Piura, con el 22.02% de las colocaciones totales de las CMAC, 24 agencias y 363 empleados; la CMAC Arequipa, que concentra aproximadamente el 20% de las colocaciones totales del subsistema de CMAC, tiene 17 agencias y 241 empleados; y la CRAC Trujillo, responsable del 12% de las colocaciones, que cuenta con 14 agencias y 219 empleados. Debe señalarse además que la CMAC Piura es la más antigua de las CMAC, pues se creó en el año 1982.

El subsistema de las Entidades de Desarrollo de la Pequeña y Microempresa (EDPYME) era responsable de aproximadamente el 8% del total de colocaciones de las IMF.

Las EDPYME surgen a partir de la formalización de las ONG crediticias,<sup>8</sup> y tienen como objetivo atender las necesidades de crédito del segmento PYME. A diferencia de las anteriores IMF, las EDPYME no captan recursos del público, lo cual las ha

---

8. La Resolución 987-94-SBS, de diciembre de 1984, autorizó la creación de las EDPYME.

Cuadro 7  
*Información general de las IMFa junio del 2002*

Institución	Inicio de operaciones	Nº de agencias	Nº de personal <sup>1</sup>	Colocaciones (miles de soles)	%
<b>Total CRAC</b>		<b>52</b>	<b>564</b>	<b>246,056</b>	<b>10.22</b>
CRAC Cajamarca	03/04/1995	1	23	8,002	3.25
CRAC Cajasur	06/12/1993	5	62	36,028	14.64
CRAC Chavín	12/12/1994	3	22	7,326	2.98
CRAC Cruz de Chalpón	27/03/1995	3	37	18,621	7.57
CRAC Lib. de Ayacucho	04/05/1994	6	4949	12,239	4.97
CRAC Los Andes	11/12/1997	1	21	5,134	2.09
CRAC Nor Perú	06/03/1995	6	69	40,632	16.51
CRAC Profinanzas	22/03/1995	6	46	14,647	5.95
CRAC Prymera	10/02/1998	2	27	8,946	3.64
CRAC Quillabamba	02/11/1994	4	39	14,725	5.98
CRAC San Martín	20/03/1994	10	131	51,075	20.76
CRAC Señor de Luren	23/05/1994	5	38	28,681	11.66
<b>TOTAL CMAC</b>		<b>121</b>	<b>1,974</b>	<b>946,789</b>	<b>39.31</b>
CMCP Lima	20/01/1947	13	122	26,225	2.77
CMAC Arequipa	23/01/1986	17	241	188,360	19.89
CMAC Chincha	22/12/1997	1	20	6,114	0.65
CMAC Cusco	28/03/1988	9	154	74,803	7.90
CMAC Del Santa	10/03/1986	4	99	26,261	2.77
CMAC Huancayo	08/08/1988	5	119	70,977	7.50
CMAC Ica	24/10/1989	7	95	40,627	4.29
CMAC Maynas	10/08/1987	4	93	35,465	3.75
CMAC Paita	25/10/1989	4	86	26,188	2.77
CMAC Pisco	02/05/1992	3	35	5,686	0.60
CMAC Piura	04/01/1982	24	363	208,454	22.02
CMAC Sullana	19/12/1986	11	210	77,996	8.24
CMAC Tacna	01/06/1992	5	118	44,525	4.70
CMAC Trujillo	12/11/1984	14	219	115,107	12.16
<b>TOTAL EDPYME</b>		<b>41</b>	<b>647</b>	<b>191,866</b>	<b>7.97</b>
EDPYME Alternativa	10/09/2001	1	13	1,778	0.93
EDPYME Camco Piura	01/02/2001	1	14	1,113	0.58
EDPYME Confianza	22/06/1998	3	28	9,692	5.05
EDPYME Crear Arequipa	13/04/1998	3	3939	11,794	6.15
EDPYME Crear Cusco	01/03/2000	1	18	3,128	1.63
EDPYME Crear Tacna	20/04/1998	3	48	10,798	5.63
EDPYME Crear Trujillo	01/03/2001	1	27	4,465	2.33
EDPYME Credivisión	17/07/2000	2	21	4,038	2.10
EDPYME Edyficar	02/01/1998	14	239	71,047	37.03
EDPYME Nueva Visión	15/04/1998	1	17	5,465	2.85
EDPYME Proempresa	02/01/1998	7	66	18,653	9.72
EDPYME Raíz	20/09/1999	3	108	46,078	24.02
EDPYME Solidaridad	03/02/2000	1	9	3,816	1.99
<b>Banco del Trabajo</b>	09/08/1994	<b>58</b>	<b>2,489</b>	<b>478,962</b>	<b>19.89</b>
<b>Mibanco</b>	01/05/1998	<b>28</b>	<b>703</b>	<b>295,632</b>	<b>12.27</b>
<b>Financiera Solución</b>		<b>33</b>	<b>1,563</b>	<b>249,134</b>	<b>10.34</b>
<b>Total</b>		<b>333</b>	<b>7,940</b>	<b>2'408,439</b>	<b>100</b>

Fuente: SBS.

Elaboración propia.

1. Incluye: todo el personal.

**14** hecho muy dependientes de fuentes de financiamiento del sector público y de la cooperación internacional (Portocarrero, 1999).

Actualmente existen trece EDPYME, con un total de 41 agencias y 647 empleados. Las tres EDPYME más importantes con relación a su participación en el total de colocaciones de este subsistema son: la EDPYME Edyficar, que aporta el 37% del total de colocaciones de todas estas instituciones, cuenta con 14 agencias y 234 empleados; la EDPYME Raíz, con el 24% de las colocaciones totales, 3 agencias y 108 empleados; y, finalmente, la EDPYME Proempresa, responsable de casi el 10% de las colocaciones totales de este subsistema, y mantiene 7 agencias y 66 empleados.

El Banco del Trabajo es responsable de aproximadamente el 20% del total de colocaciones de las IMF, a junio del presente año (véase el cuadro 6). Cuenta con 58 oficinas a nivel nacional y 2,489 empleados. Desde su creación, en agosto de 1994, se orientó a otorgar créditos de consumo a personas naturales de estratos medios y bajos. Según información a diciembre del 2001, el 57% de sus colocaciones era de créditos de consumo (véase el cuadro 5).

Mibanco fue creado en mayo de 1998 y se especializa en la atención del segmento de la micro y pequeña empresa, mediante la concesión de créditos de montos pequeños y de corto plazo que en su mayoría van a ser usados como capital de trabajo. A junio del año 2002, era responsable del 12.27% del total de colocaciones de las IMF, cuenta con una red de 28 agencias y 703 empleados.

Finalmente encontramos a la Financiera Solución, que aporta el 10.34% de las colocaciones totales del sistema de IMF a junio del 2002. Subsidiaria del Banco de Crédito, concentra sus actividades en el crédito de consumo y en el crédito PYME (véase el cuadro 5); cuentan con 33 agencias y 1,563 empleados (véase el cuadro 6). Para finalizar esta sección del documento, se presenta brevemente una referencia acerca de la historia de estas IMF, lo que permitirá entender sus debilidades y fortalezas.

El sistema de CMAC fue creado por iniciativa del gobierno alemán en 1983, sobre la base del sistema de cajas de ahorro de ese país y contando con el apoyo técnico y la participación de la Agencia de Cooperación Alemana GTZ. El apoyo inicial se concretó con la creación de la caja municipal de Piura, en 1982, extendiéndose a otras cajas en todo el país gracias a un convenio entre la GTZ y la SBS. Este apoyo también consistió en la asistencia técnica y la supervisión de muchas de las CMAC que se crearon gracias a esta iniciativa.

Las CRAC fueron creadas luego de la desaparición del Banco Agrario en 1992. Así, la primera de estas instituciones en ser creada fue la Caja Rural del Sur (hoy Cajatur), que inició operaciones el 12 de diciembre de 1993 en el departamento de Arequipa. A ésta le siguieron la Caja Rural San Martín y Los Libertadores de Ayacucho, con fecha de inicio del 20 de marzo de 1994 y 4 de mayo de 1994 respectivamente. En el año 1995 se crearon el conjunto de las CRAC restantes en todo el Perú, hasta llegar a ser en la actualidad 12 instituciones. Estas instituciones tuvieron, por un buen tiempo, mucha injerencia del Ministerio de Agricultura, lo que les originó problemas de gobernabilidad, imagen y dependencia del poder político, que hasta ahora tienen consecuencias.

Las EDPYME surgen de la especialización y formalización de las denominadas ONG, para tratar de obtener fondos de los mercados de capitales locales e internacionales. Ante estos intentos de formalización, a finales de 1994 el gobierno peruano dictó la norma que reglamentaba su funcionamiento y regulación por la SBS.

Mibanco surge de la transformación de la ONG Acción Comunitaria del Perú, que tenía a su vez el apoyo de Acción Internacional, ONG de amplia experiencia en el negocio del microcrédito. Inició sus operaciones como intermediario microfinanciero, en mayo de 1998. La Financiera Solución es parte del grupo económico del Banco de Crédito. En 1996 cambió su razón social por la de Solución Financiera de Crédito, y posteriormente por la de Financiera Solución. El Banco del Trabajo es integrante del grupo económico Altas Cumbres, de capital chileno y de amplia trayectoria en el negocio financiero.

Las diferencias en los orígenes de las distintas IMF dan cuenta, en parte, de los diferentes niveles de éxito alcanzados en el mercado microcrediticio. Con excepción de las CRAC, las demás IMF han tenido a la base, como elemento positivo, la experiencia microfinanciera de otras instituciones de actuación internacional. En el caso de las CRAC, tal elemento no ha existido y, más aún, su relación con el poder político les ha proporcionado más perjuicios que beneficios.

### 3. LA MOROSIDAD EN LAS IMF

#### El indicador de la morosidad<sup>9</sup>

El análisis de la calidad de la cartera de una institución financiera requiere de la utilización de un indicador adecuado para tales fines. No existe, sin embargo, unanimidad en la discusión sobre cuál es el “adecuado indicador” de los niveles de morosidad que exhibe la cartera de una entidad crediticia.

De la información financiera publicada por la Superintendencia de Banca y Seguros, se evidencia el reporte de tres indicadores de calidad de cartera que cuantifican en valores relativos el nivel de cartera morosa o de mayor riesgo crediticio. Los indicadores son: cartera atrasada, cartera de alto riesgo y cartera pesada.

El indicador de *cartera atrasada* se define como el ratio entre las colocaciones vencidas y en cobranza judicial sobre las colocaciones totales. El indicador de *cartera de alto riesgo* es un ratio de calidad de activos más severo, incluyendo en el numerador las colocaciones vencidas, en cobranza judicial, refinanciadas y reestructuradas; no obstante, el denominador es el mismo, las colocaciones totales.

El indicador de *cartera pesada* presenta características más diferenciadas. Se define como el ratio entre las colocaciones y créditos contingentes clasificados como deficientes, dudosos y pérdidas sobre los créditos directos y contingentes totales. Es de señalar que para el caso de los créditos a la microempresa, estas clasificaciones son efectuadas exclusivamente en función de los días de morosidad<sup>10</sup> y por la totalidad del

---

9. En los anexos VIII y IX se presenta el glosario de términos e indicadores utilizado por la Superintendencia de Banca y Seguros del Perú.

10. Categoría Normal: hasta 08 días de atraso; Categoría Créditos con Problemas Potenciales (CPP): hasta 30 días de atraso; Categoría Deficiente: hasta 60 días de atraso; Categoría Dudoso: hasta 120 días de atraso; y Categoría Pérdida: más de 120 días de atraso.



- 16** saldo deudor. Por otro lado, éste es un indicador más fino de la calidad de la cartera al considerar, a los ocho días de atraso, la totalidad del crédito que presenta cuotas en mora (y no sólo éstas) como cartera atrasada.

### **Limitaciones de los indicadores**

Dado que el registro de las colocaciones vencidas, refinanciadas, reestructuradas, así como las clasificaciones de créditos de las entidades microfinancieras, se basan en criterios netamente contables y regulatorios —debido a que no existen mecanismos de registro a valores de mercado—, la confiabilidad y exactitud de estas cifras estará en función del grado de cumplimiento de la normatividad vigente por cada entidad financiera.

No obstante, y sin perjuicio de lo anterior, debe señalarse que estos indicadores presentan limitaciones conceptuales que explicamos a continuación:

- Los indicadores consideran solamente el monto de colocaciones dentro de balance (*balance sheet activities*). Sin embargo, algunas entidades financieras tienen la práctica de separar del balance las colocaciones más deterioradas, para lo cual venden periódicamente esta cartera (precio simbólico) a una entidad vinculada, con la consecuente reducción de su indicador de morosidad. Similar situación ocurre cuando las entidades financieras realizan castigos contables de colocaciones deterioradas. En la medida en que estas prácticas no son realizadas homogéneamente por las distintas entidades financieras, se estarían presentando distorsiones.
- Los programas de canje de cartera con el respaldo de bonos emitidos por el gobierno constituyen otra fuente de distorsión en los indicadores de morosidad, dado que los créditos cedidos temporalmente a cambio de los bonos son transferidos a un fideicomiso, retirándose del balance de la entidad financiera.
- La morosidad de cada portafolio de créditos tiene un comportamiento dinámico y evoluciona en el tiempo; estimándose para las entidades microfinancieras un periodo de maduración de aproximadamente 18 meses. No obstante, nuestros indicadores de calidad de cartera se calculan de manera agregada y estática.

De los tres indicadores mencionados el más usado es el de cartera atrasada, comúnmente llamado en la literatura **tasa de morosidad**, porque puede fácilmente ser obtenido de la información contable de las instituciones, información que es, además, de dominio público.

Para efectos de las descripciones de la calidad de cartera de las IMF, que siguen a continuación, se usará la tasa de morosidad por ser el indicador del cual se dispone mayor información. No obstante, en las estimaciones se empleará los tres indicadores de morosidad mencionados.



## La tasa de morosidad

17

Si bien la industria de las microfinanzas ha tenido un desarrollo y un crecimiento considerable, aún persisten dificultades y desafíos por enfrentar, uno de ellos es la morosidad de su cartera. El cuadro 8 muestra información de la tasa de morosidad de la banca múltiple y de las IMF para el periodo 1998-2001.

Con excepción de las CRAC, las otras IMF muestran tasas de morosidad menores que las de la banca comercial. Sin embargo, la morosidad crece en todas las IMF durante el año 2001, a diferencia de la morosidad bancaria.

Las CRAC muestran la mayor tasa de morosidad del sistema microcredicio e inclusive del total del sistema financiero, aun cuando la tendencia exhibida para el periodo ha sido decreciente, pues la morosidad pasó de 17.4% en 1998 a 15.6% en el 2001.

Es importante mencionar el interesante resultado alcanzado por las CMAC en términos de la disminución de su cartera morosa. La tasa de morosidad ha disminuido de 7.5% en 1998 a 5.3% en el 2001. Este resultado es muy similar al mostrado por la morosidad de la Financiera Solución, que ha disminuido significativamente entre 1998 y el 2001.

La tasa de morosidad de Mibanco se mantiene en un nivel bastante bajo alrededor del 2.5% durante el periodo analizado.

Las EDPYME muestran una tasa de morosidad con tendencia creciente en el periodo de análisis, que se ubica alrededor de los 6.9%.

El cuadro 9 muestra las tasas de morosidad a nivel individual. Debe mencionarse que la información presentada muestra la gran varianza observada en la tasa de morosidad dentro del subsistema de CRAC. Mientras que en el sistema de CMAC la calidad de la cartera es más homogénea, a juzgar por la similitud de las tasas de morosidad que presentan estas instituciones.

Cuadro 8  
*Evolución de la tasa de morosidad, 1998-2001*

Entidad	1998	1999	2000	2001
Banca múltiple	7.0	8.3	9.8	9.0
Banco del Trabajo	6.2	5.1	4.7	5.8
Mibanco	2.6	1.8	1.7	2.8
Financiera Solución	9.6	4.4	1.4	1.9
CMAC	7.5	5.6	4.8	5.3
CRAC	17.4	16.3	15.0	15.6
EDPYME	6.7	6.6	6.7	7.6

Fuente: SBS.

Elaboración propia

Cuadro 9  
*Evolución de la Tasa de Morosidad de las IMF*

ENTIDADES	1998	1999	2000	2001
<b>Total CRAC</b>	<b>17.38</b>	<b>16.28</b>	<b>14.96</b>	<b>15.55</b>
CRAC Cajamarca	8.53	8.34	11.08	11.2
CRAC Cajasur	17.9	12.99	16.61	19.01
CRAC Chavín	32.37	80.61	15.84	22.54
CRAC Cruz de Chalpón	19.6	16.95	16.01	10.18
CRAC Libertadores de Ayacucho	20.56	20.98	18.98	26.2
CRAC Los Andes	s.i.	17.83	27.24	37.7
CRAC Nor Perú	26.97	14.63	14.06	17.06
CRAC Profinanzas	24.15	16.53	12.33	8.74
CRAC Primera	6	10.49	21.97	4.69
CRAC Quillabamba	15.06	13.54	13.39	29.18
CRAC San Martín	7.81	10.76	13.53	10.34
CRAC Señor de Luren	8.94	14.65	14.27	10.45
<b>Total CMAC</b>	<b>7.52</b>	<b>5.6</b>	<b>4.8</b>	<b>5.3</b>
CMCP Lima	34.77	13.50	3.68	2.67
CMAC Arequipa	5.06	4.73	4.59	4.58
CMAC Chincha	18.62	23.92	9.23	2.67
CMAC Cusco	6.41	4.26	4.45	3.86
CMAC Del Santa	11.17	7.16	3.67	4.22
CMAC Huancayo	4.34	3.45	4.41	4.76
CMAC Ica	4.92	7.07	6.01	9.84
CMAC Maynas	4.50	3.12	3.47	4.12
CMAC Paita	17.36	12.84	8.47	7.35
CMAC Pisco	8.74	3.28	8.72	7.69
CMAC Piura	5.02	5.53	5.75	6.85
CMAC Sullana	6.69	6.23	4.45	6.28
CMAC Tacna	3.15	5.30	3.32	4.15
CMAC Trujillo	9.63	6.91	3.56	2.97
<b>TOTAL EDPYME</b>	<b>6.68</b>	<b>6.6</b>	<b>6.73</b>	<b>7.62</b>
EDPYME Alternativa	s.i.	s.i.	s.i.	s.i.
EDPYME Camco Piura	s.i.	s.i.	s.i.	7.31
EDPYME Confianza	1.72	3.66	3.11	4.24
EDPYME Crear Arequipa	1.6	6.41	6.11	4.87
EDPYME Crear Cusco	0	0	0	4.98
EDPYME Crear Tacna	3.54	5.18	4.62	11.8
EDPYME Crear Trujillo	s.i.	s.i.	s.i.	1.06
EDPYME Credivisión	s.i.	s.i.	0.18	6.35
EDPYME Edyficar	7.26	7.83	7.83	8.64
EDPYME Nueva Visión	1	9.81	6.19	4.89
EDPYME Proempresa	3.01	4.83	7.27	7.89
EDPYME Raíz	s.i.	0	8.62	7.8
EDPYME Solidaridad	s.i.	s.i.	0.03	6.56
<b>Banco del Trabajo</b>	<b>5.7</b>	<b>5.06</b>	<b>4.69</b>	<b>5.75</b>
<b>Mibanco</b>	<b>2.5</b>	<b>1.81</b>	<b>1.67</b>	<b>2.8</b>
<b>Fin. Solución</b>	<b>8.85</b>	<b>4.42</b>	<b>1.46</b>	<b>1.85</b>
<b>Total</b>				

Fuente: SBS.

Elaboración propia.

s.i. quiere decir: sin información.

En lo que respecta a las EDPYME, muchas de ellas no presentan información sobre cartera morosa debido a que tienen pocos años de operación en el mercado. Aquellas que tienen ya cierta trayectoria, como las EDPYME Crear Arequipa y Confianza, muestran, a diciembre del 2001, bajas tasas de morosidad: en los casos mencionados, 4.87% y 4.24% respectivamente.

La información sugiere que hay importantes diferencias en el comportamiento de la morosidad de las IMF, probablemente como resultado de diferencias en sus políticas de gestión, su tecnología crediticia y la dinámica de sus plazas. Asimismo, es importante señalar que a excepción de las CRAC y del Banco del Trabajo, el resto de IMF presenta tasas de morosidad muy bajas, si las comparamos, por ejemplo, con la mostrada por la banca múltiple. Este resultado ha permitido que estas instituciones sean vistas como relativamente exitosas en el negocio de la intermediación financiera para sectores de PYME.

Sin embargo, es importante no perder de vista el hecho de que las altas tasas de morosidad presentadas por algunas instituciones, probablemente como reflejo de una mayor ineficiencia en su gestión, pueden generar, de mantenerse en el largo plazo, efectos perversos sobre la sostenibilidad y viabilidad del sistema microfinanciero en su conjunto.

Ledgerwood (1999) resume los problemas que un elevado nivel de morosidad acarrea para el efectivo funcionamiento de las IMF. Mayores gastos para un control y seguimiento más profundo de los créditos que reportan atraso en sus pagos son necesarios cuando la morosidad es elevada, lo que puede terminar afectando la liquidez de la institución. Por otro lado, hay un efecto negativo sobre los beneficios. Un retraso en los mismos, como consecuencia del no repago de los créditos, genera una pérdida de ganancias de capital. Finalmente, hay que considerar el impacto negativo que tiene la morosidad sobre la rentabilidad de la institución. Este efecto se da tanto a través de los ingresos como de los gastos. La morosidad disminuye los ingresos, pues se deja de percibir ingresos financieros y aumentan los gastos tanto por las provisiones como por los gastos operativos (gastos de recuperación de créditos en mora).

Westley y Shaffer (1997) señalan además que elevados niveles de morosidad pueden afectar la relación de largo plazo de las IMF con sus clientes, deteriorando la lealtad de los mismos y generando un efecto de contagio que los lleva a adoptar una actitud de no pago.

Cuanto mayores sean los recursos que una IMF destine para combatir la morosidad de su cartera, menor será el nivel de fondos con los que cuente para atender una mayor demanda de crédito, y por lo tanto menor será su nivel de crecimiento y expansión.

Respecto a la protección de la cartera, el cuadro 10 muestra el cociente entre las provisiones y la cartera atrasada. Se observa que en el periodo 1998-2001 la mayoría de las IMF mejoró sus niveles de cobertura, con excepción de las EDPYME y el Banco del Trabajo.

A pesar de que la cobertura de la cartera atrasada del subsistema de CRAC ha aumentado en los últimos años, pasando del 62.69% en 1998 al 87.18% en el 2001, ésta aún se mantiene en un nivel bastante bajo, no llegando a cubrir ni el 90% de las colocaciones en situación de atraso. A nivel individual, se observa una gran varianza en torno a los niveles de cobertura. Al año 2001, son notables la cobertura de cartera atrasada mostrada por las CRAC Profinanzas (166.16%), San Martín (125.99%) y Cruz de Chal-

Cuadro 10

*IMF: Provisiones sobre cartera atrasada (%)*

INSTITUCIÓN	1998	1999	2000	2001
Total CRAC	62.69	75.47	84.51	87.18
CRAC Cajamarca	79.08	99.70	100.12	101.46
CRAC Cajasur	36.62	74.53	65.13	54.89
CRAC Chavín	103.90	72.06	103.85	89.70
CRAC Cruz de Chalpón	83.93	89.68	85.33	106.29
CRAC Libertadores de Ayacucho	69.22	78.02	105.89	85.99
CRAC Los Andes	82.35	70.57	63.04	77.81
CRAC Nor Perú	38.58	80.74	83.44	101.32
CRAC Profinanzas	45.52	58.41	92.21	166.16
CRAC Primera	19.57	46.88	68.15	98.25
CRAC Quillabamba	70.05	84.86	83.08	45.00
CRAC San Martín	89.89	79.72	97.81	125.99
CRAC Señor de Luren	85.00	79.71	80.54	97.85
<b>Total CMAC</b>	<b>117.74</b>	<b>133.23</b>	<b>140.95</b>	<b>141.13</b>
CMCP Lima	95.82	139.64	201.70	207.37
CMAC Arequipa	154.58	121.33	122.74	173.20
CMAC Chincha	48.15	34.00	47.83	101.77
CMAC Cusco	70.19	108.97	131.95	161.42
CMAC Del Santa	151.67	173.52	183.25	127.58
CMAC Huancayo	87.85	105.18	112.80	124.89
CMAC Ica	144.70	132.37	142.94	122.97
CMAC Maynas	115.54	164.04	135.61	118.56
CMAC Paita	96.73	126.38	140.79	127.30
CMAC Pisco	76.15	95.89	110.71	128.36
CMAC Piura	116.81	142.31	140.13	116.79
CMAC Sullana	144.87	127.08	190.29	148.65
CMAC Tacna	125.00	126.43	138.64	147.32
CMAC Trujillo	128.83	160.70	155.36	186.23
<b>Total EDPYME</b>		<b>97.39</b>	<b>91.83</b>	<b>96.98</b>
EDPYME Alternativa				0.00
EDPYME Camco Piura				52.13
EDPYME Confianza		92.64	139.86	131.6
EDPYME Crear Arequipa		101.85	106.83	142.42
EDPYME Crear Cusco			249.13	106.33
EDPYME Crear Tacna		74.05	100.00	77.53
EDPYME Crear Trujillo				172.73
EDPYME Credivisión			633.33	89.04
EDPYME Edyficar		92.73	102.09	104.42
EDPYME Nueva Visión		65.16	112.22	105.60
EDPYME Proempresa		146.73	104.22	102.81
EDPYME Raíz			35.24	75.47
EDPYME Solidaridad			74.28	102.47
<b>Bco. del Trabajo</b>	<b>146.73</b>	<b>146.5</b>	<b>147.53</b>	<b>105.70</b>
<b>Mibanco</b>	<b>93.92</b>	<b>135.94</b>	<b>145.32</b>	<b>147.27</b>
<b>Financiera Solución</b>	<b>159.93</b>	<b>131.59</b>	<b>166.67</b>	<b>157.46</b>

Fuente: SBS. Elaboración propia.

pón (106.29%), pero al mismo tiempo se observa casos —como los de las CRAC Quillabamba, Cajasur y Libertadores de Ayacucho— con carteras en atraso con baja provisión. De las doce CRAC existentes en el mercado microfinanciero, sólo cinco de ellas muestran total cobertura de sus carteras atrasadas, lo cual evidencia una debilidad de gran parte de las instituciones de este subsistema.

Las CMAC en conjunto han mostrado a lo largo de los últimos cuatro años un incremento notable en la protección de su cartera, lo que ha permitido que en el 2001 la cartera atrasada reciba una cobertura del 141.13%. Todas las entidades microfinancieras de este subsistema muestran coberturas por encima del 100% de sus carteras en incumplimiento, lo cual muestra la mayor solidez de estas instituciones y un mejor manejo de sus carteras en mora.

El subsistema de EDPYME muestra un ligero deterioro de la cobertura de su cartera morosa; en 1999 la cobertura de la misma era de 97.39% y en el año 2001 disminuyó a 96.98%. Es importante mencionar que este subconjunto de entidades microfinancieras muestra una gran varianza con relación a los niveles de cobertura de sus carteras en atraso, pero esto se explica en gran parte porque muchas de ellas tienen pocos años de operación en el mercado, por lo que aún sus carteras tienen un bajo nivel de mora.

Las tres restantes IMF, Banco del Trabajo, Mibanco y Financiera Solución, muestran, a diciembre del 2001, coberturas de 105.7%, 147.27% y 157.46% respectivamente. Es importante mencionar que el Banco del Trabajo muestra una tendencia decreciente en la cobertura de su cartera morosa, de la misma manera que la Financiera Solución, aunque en este caso su descenso es bastante pequeño; mientras que Mibanco presenta niveles de provisiones que crecen a tasas mayores que la cartera morosa, proporcionando a la entidad una mayor protección a sus colocaciones.

#### **4. MARCO TEÓRICO Y CONCEPTUAL**

El término “microfinanzas” alude a la provisión de servicios financieros a clientes de bajos ingresos, incluyendo a aquellos que son laboralmente independientes. Los servicios financieros incluyen ahorros y créditos, aunque en algunos casos también se tiene la provisión de seguros (Ledgerwood, 1999). Las instituciones que se dedican a estas actividades son denominadas instituciones microfinancieras (IMF).

Como cualquier intermediario financiero, las IMF están expuestas al problema del riesgo del crédito, es decir, se encuentran expuestas a enfrentar el retraso en el pago de los créditos que han otorgado y, en algunos casos, pueden enfrentarse al incumplimiento total en el pago. Los mercados de créditos en general son ineficientes debido al problema de información asimétrica que ellos envuelven (Stiglitz y Weiss, 1981). La naturaleza de las transacciones financieras es distinta a la de otras transacciones económicas, porque en ellas se establece un contrato en el que se intercambia dinero por la promesa de pago futuro del dinero que se presta. Este rasgo promisorio de las transacciones financieras hace necesario que quienes otorgan crédito y quienes lo reciben dispongan de la mayor cantidad posible de información para determinar el riesgo del crédito; de un contexto económico estable donde puedan establecer correctamente la ma-

durez de los contratos; de precios que fluctúen libremente para reflejar los riesgos del crédito y de reglas claras y precisas para hacer que los contratos se cumplan y los conflictos, en caso de producirse, se resuelvan satisfactoriamente para ambas partes.

Como ya ha sido mencionado, una elevada cartera morosa constituye un serio problema que compromete la viabilidad de largo plazo de la institución y finalmente del propio sistema. En efecto, la fragilidad de una institución financiera debida a altos niveles de morosidad de sus créditos acarrea inicialmente un problema de liquidez, que en el largo plazo, si es recurrente y si la institución no posee líneas de créditos de contingencia, se convierte en uno de solvencia que determina probablemente la liquidación de la institución (Freixas y Rochet, 1998). En el caso específico de las IMF, estudios han demostrado que elevados niveles de morosidad conducen al fracaso de estas entidades (Huppi y Feder, 1990).

La mayor parte de trabajos que intentan explicar cuáles son los factores que determinan la morosidad bancaria abordan el tema desde enfoques micro o macroeconómicos exclusivamente, sin adoptar una perspectiva global que incluya conjuntamente ambos aspectos.

No existe un modelo teórico que analice de manera general los factores que determinan la morosidad bancaria, pues la mayoría de modelos teóricos analiza el efecto exclusivo de determinadas variables por separado. La aproximación global se ha realizado principalmente desde una perspectiva empírica, con el objeto de encontrar aquellas variables que mejor contribuyan a determinar la tasa de morosidad observada.

En este sentido, en el trabajo de Saurina (1998) se demuestra empíricamente la importancia conjunta de los factores agregados (evolución de la economía, demanda agregada, tasa de desempleo, salarios, etc.) y de los factores específicos a la política crediticia de cada entidad (cuota de mercado, tasa de crecimiento de las colocaciones, políticas de incentivos, niveles de eficiencia y solvencia, etc.) sobre la tasa de morosidad de las cajas de ahorro españolas.

A continuación y siguiendo el esquema de Saurina (1998),<sup>11</sup> se revisará brevemente la literatura existente sobre los determinantes de la morosidad bancaria, con el propósito de extraer hipótesis que posteriormente puedan ser validadas empíricamente.

#### • Factores macroeconómicos

Son relativamente comunes los modelos que explican los determinantes macroeconómicos que generan la quiebra de una empresa. Saurina (1998) sostiene que, debido a la naturaleza de los problemas financieros que atraviesan las empresas que quiebran, la morosidad es un paso previo a dicha quiebra, aunque una empresa morosa no necesariamente terminará quebrando. De esta manera utiliza algunas de las conclusiones teóricas de modelos que tratan quiebras de empresas para explicar los determinantes agregados de la morosidad.

Una conclusión compartida por los modelos teóricos y empíricos es que existe una relación negativa entre ciclo económico y morosidad. Sin embargo, esta relación puede ser afectada por las variables que se usan para medir el ciclo. Adicionalmente, se

---

11. Esta parte del documento se basa en el mencionado trabajo de Saurina (1998).



debe evaluar si la relación entre morosidad y ciclo es sincronizada o incluye rezagos, es decir si la tasa de crecimiento corriente de la economía determina la morosidad actual, o si periodos previos de expansión generaron una mejor capacidad de pago futura de los agentes y por lo tanto menores tasas de morosidad posteriores.

Las mayores restricciones de liquidez pueden generar problemas en la capacidad de pagos. Por ejemplo, un aumento generalizado de los salarios, del precio de las materias primas o de los tipos de interés activos, puede reducir la capacidad de pago de las empresas o familias (un incremento en los salarios mejora su capacidad de pago).

Mayores niveles de endeudamiento (medido como porcentaje del PBI o del ingreso medio) pueden aumentar las dificultades de los agentes para hacer frente a sus compromisos, ya sea por el lado del mayor peso del servicio de la deuda como por el menor acceso a créditos nuevos, pues niveles de apalancamiento más alto hacen más difícil obtener financiación adicional. Sin embargo, Davis (1992) y Petersen y Rajan (1994) demuestran que, para el sistema financiero japonés, los bancos están dispuestos a financiar a las empresas en periodos de dificultades aun cuando el nivel de endeudamiento de estas últimas sea elevado.

Wadhvani (1984) deriva un modelo teórico en el que supone que las empresas operan en mercados imperfectos, y obtiene que la probabilidad de quiebra de una empresa está relacionada con los salarios, los precios de las materias primas, los tipos de interés reales y nominales, el cociente entre endeudamiento y el valor de mercado de las empresas y de la demanda agregada real. De manera similar, Davis (1992) utiliza la tasa de crecimiento del PBI, los salarios y precios reales de las materias primas, los tipos de interés y el ratio de endeudamiento sobre PBI para explicar el ratio de quiebras empresariales en algunos países de la OCDE. Freixas (1994) introduce mediciones de expectativas, la oferta monetaria, la demanda agregada real, la inflación y el endeudamiento del sector privado sobre el PBI, el salario real y los tipos de interés reales.

Brookes (1994) explica la probabilidad de mora en el pago de los créditos hipotecarios de las familias como función del nivel de renta, del ratio de servicio de deuda, del cociente entre la riqueza neta del sector privado y el número de créditos hipotecarios, de la tasa de variación del desempleo y del ratio de endeudamiento sobre el valor de las propiedades inmobiliarias, así como de las restricciones de liquidez que enfrentan los agentes.

Muñoz (1999) evalúa a través de un modelo de efectos fijos de datos de panel el impacto del crecimiento económico sobre la solvencia del sistema bancario peruano. Encuentra que la evolución de la tasa de morosidad es contracíclica, que la volatilidad del tipo de cambio afecta la mora de las colocaciones en moneda extranjera y las variaciones de las tasas de interés tienen una relación directa con la calidad de la cartera.

En el Perú, la investigación sobre los determinantes de la morosidad en las IMF es relativamente nueva y poco desarrollada: uno de los trabajos más conocidos y recientes es el documento de Murrugarra y Ebentreich (1999). El objetivo de dicho trabajo es examinar el efecto de las políticas crediticias de las EDPYME sobre los niveles de morosidad observados en sus agencias, utilizando como variables explicativas las características del mercado crediticio local y de las políticas de gestión de créditos de cada entidad y agencia.<sup>12</sup> Estiman un modelo clásico de datos de panel analizando la

12. Murrugarra y Ebentreich (1999).

24 presencia de efectos fijos y aleatorios en la muestra empleada;<sup>13</sup> y adicionalmente, tomando en cuenta la naturaleza censurada de la variable dependiente por la que en los primeros meses de funcionamiento las agencias no tienen tasas de morosidad significativas, presentan los resultados de la estimación de un modelo Tobit con efectos fijos.<sup>14</sup>

A pesar de que, para los autores, los factores que afectan la morosidad de las EDPYME son principalmente microeconómicos, incorporan en la estimación la tasa de morosidad observada en el mercado crediticio local. Reconocen que si bien las características de las agencias y de la entidad determinan la tasa de morosidad por agencia, las condiciones de mercado también pueden afectar este resultado, es decir que las características regionales tienen impacto en la capacidad de los agentes de pagar sus créditos en el plazo acordado. En el caso de la estimación de efectos fijos, encuentran que un incremento de 1% en la morosidad del departamento donde se ubica la EDPYME hace que ésta vea afectada su morosidad en un 0.02%, mientras que en el caso del modelo Tobit el efecto es de 0.25%.

Un estudio reciente que intenta encontrar los determinantes del monto de cartera atrasada de los bancos del sistema financiero peruano se puede encontrar en Guillén (2001). El autor encuentra evidencia de que los bancos más grandes son los más afectados por variables externas como el tipo de cambio, contracciones de la demanda agregada y tasas de interés, mientras que las variables internas de cada institución tienen un papel más importante en el caso de los bancos más pequeños. Dentro de estas variables destacan la política de otorgar créditos y la conducta tomadora de riesgos de la institución, así como la proporción de créditos vencidos.

En resumen, los determinantes macroeconómicos de la morosidad se pueden clasificar en tres grandes grupos: variables que miden el ciclo económico, las que afectan el grado de liquidez de los agentes y aquellas variables que miden el nivel de endeudamiento.

La manera en que cada uno de estos grupos contribuye a determinar la tasa de morosidad genera hipótesis de comportamiento que deben ser evaluadas empíricamente. De esta manera, se esperan relaciones negativas entre ciclo económico y morosidad y entre liquidez y morosidad, mientras que se aguarda una relación positiva (o indeterminada) entre endeudamiento y morosidad.

#### • Factores microeconómicos

El comportamiento de cada entidad financiera es fundamental para explicar su nivel de morosidad. Por ejemplo, de aquellas entidades que tengan una política de colocaciones más agresiva se espera que presenten tasas de morosidad mayores. En este sentido, el crecimiento del crédito, el tipo de negocio y los incentivos a adoptar políticas más arriesgadas son los grupos de variables más analizados (Saurina, 1998).

Uno de los elementos más importantes que afecta la tasa de morosidad de una institución bancaria es la velocidad de su expansión crediticia ya que incrementos importantes en la tasa de crecimiento de las colocaciones pueden ir acompañados de

13. Encuentran evidencia a favor de la presencia de efectos fijos.

14. Los autores reconocen que las especificaciones Tobit son sensibles a los errores de especificación de los términos no observables (Maddala, 1993).



reducciones en los niveles de exigencias a los solicitantes. Adicionalmente, Clair (1992), Solttila y Vihriala (1994) encuentran evidencia de que el crecimiento del crédito en el pasado contribuye a explicar los niveles de morosidad corrientes.

Una posible causa del incremento en la morosidad es el posible incentivo que tengan los gestores de asumir políticas de crédito más arriesgadas. Entidades con problemas de solvencia pueden iniciar una especie de “huida hacia adelante”, buscando expansiones en segmentos más rentables pero con mayores riesgos (Saurina, 1998).

Por otro lado, la selección adversa también actúa en contra de las instituciones que intentan aumentar rápidamente su participación en el mercado de crédito, ya que si una entidad intenta arrebatar a los clientes de otro banco, éste probablemente sólo deje marchar a sus peores clientes.

Si dicha expansión se hace en un área o segmentos nuevos, los problemas de selección adversa se podrían multiplicar, pues los primeros clientes que acudirán a la nueva entidad serán los de peor calidad.

El número de agencias de cada entidad se utiliza como un indicador proxy de la diversificación geográfica de cada institución.<sup>15</sup> En principio, el incremento en el número de agencias significa tener acceso a una mayor variedad de mercados, lo cual puede generar dificultades en el seguimiento y control, con lo que se tiende a empeorar la capacidad de evaluación y de recuperación (Murrugarra y Ebentreich, 1999). Sin embargo, y contrariamente a lo mencionado líneas arriba, también se debe evaluar que si las instituciones siguen una política de buscar los mejores prestamistas de cada sitio, es posible que el incremento en el número de agencias genere un acceso a segmentos con mejor capacidad de pago, lo cual incrementaría la calidad promedio del solicitante de crédito, y esto tiende a reducir la tasa de morosidad esperada.

En el modelo de Efectos Fijos de Murrugarra y Ebentreich (1999), se estima que una agencia adicional representa un 0.5% adicional de morosidad. En el modelo Tobit-Efectos Fijos, esta variable deja de ser significativa.

El tipo de negocio que desarrollan las entidades también es un determinante de la calidad de la cartera de activos de esa institución. En general, los créditos a familias y empresas son más arriesgados que la compra de deuda gubernamental. En este sentido, la estructura del balance y de la cartera de activos crediticios refleja el riesgo que quiere asumir cada entidad. Niveles mayores de riesgo de crédito suelen estar asociados a ciertos sectores. Keeton y Morris (1987) encuentran mayores niveles de riesgo de crédito en el sector agrícola. Los mismos autores (1988) desarrollan medidas de diversificación del riesgo para explicar el ratio de morosidad, y encuentran que las entidades que para los mismos tipos de riesgo de crédito cobran tipos de interés más altos son las que presentan mayores tasas de morosidad.

Por otro lado, en toda entidad crediticia la adecuada vigilancia de los créditos colocados puede ser un determinante importante de la tasa de recuperación. La escasez de los recursos destinados a las tareas de seguimiento es una práctica peligrosa, que puede afectar la capacidad de control y recuperación de los créditos otorgados.

---

15. Se intentó construir un índice de dispersión geográfica, lo cual no fue posible por la falta de información de los lugares o departamentos donde operaba la mayoría de las IMF utilizadas en la muestra.

Un indicador bastante común es el monto colocado por empleado. Refleja el monto colocado que, en promedio, cada empleado debe atender y se define como el ratio entre el total de colocaciones sobre el número de empleados.<sup>16</sup> En principio, se espera que el efecto de este indicador sobre la tasa de morosidad sea positivo. Sin embargo esta relación no es clara, ya que los incrementos en el monto colocado por empleado generan mayores tasas de morosidad siempre y cuando este empleado haya superado el punto de saturación de créditos que pueda controlar eficientemente,<sup>17</sup> es decir que hasta cierto monto colocado, el empleado puede aumentar o mantener la eficiencia de los controles, y que a partir de cierto punto y por el excesivo tamaño del monto que debe supervisar, es posible que empiecen a generarse pérdidas de eficiencia en el control. En resumen, no necesariamente el incremento marginal de créditos colocados por empleado genera mayores tasas de morosidad.

Al respecto, Murrugarra y Ebentreich (1999) utilizan el número de créditos que un empleado promedio debe atender y esperan que, asumiendo el resto de características constantes, las agencias con mayores créditos por persona presenten sistemas de evaluación crediticia más deficientes y, por lo tanto, mayores niveles de morosidad. Los autores concluyen que el número de créditos colocados por persona es significativo aunque pequeño, y esto implica que para que tenga un efecto en la tasa de morosidad el incremento en el número de créditos por empleado debe ser exageradamente grande.

Adicionalmente, Berger y de Young (1997) encuentran evidencia con respecto a que disminuciones de la eficiencia de costes van acompañadas de aumentos en la morosidad.

La relación entre tasa de morosidad y garantías es de signo incierto, pues las teorías tradicionales sostienen que los mejores prestamistas están dispuestos a aportar más garantías para señalar que son de riesgo bajo y, a su vez, un mayor número de garantías aportadas limita el riesgo moral del cliente. Sin embargo, se han venido desarrollando teorías que plantean una relación positiva, pues afirman que la existencia de garantías disminuye los incentivos que tiene la institución para un adecuado control del crédito, a la par que puede generar un exceso de optimismo entre los acreditados (Padi-lla y Requejo, 1998).

En el sistema financiero peruano las garantías crediticias se clasifican y se publican teniendo en cuenta su capacidad de ser ejecutadas en el menor plazo posible. De esta manera existen garantías de lenta realización, de rápida realización y otras no clasificadas. Sin embargo y tal como lo reconocen Murrugarra y Ebentreich (1999), en el caso de microcréditos, este indicador no es tan preciso, pues no captura el efecto de otros tipos de garantías bastante usadas por los diferentes tipos de crédito ofrecidos, como son las garantías grupales, las garantías individuales, las cuales son de naturaleza distinta a las garantías reales.

En resumen, del repaso de la literatura sobre los determinantes microeconómicos de la morosidad se puede concluir que la expansión crediticia, el tipo de diversificación sectorial, los incentivos y el nivel de eficiencia de la empresa, la presencia de garantías,

---

16. Para una mayor aproximación, se trató de utilizar el número de analistas de crédito. Lamentablemente, esta información no es difundida por la SBS.

17. Entiéndase como eficiente la capacidad de colocar créditos que generen una tasa de mora igual o menor que la de la institución.

el poder de mercado y la solvencia de las entidades son importantes en la determinación de la tasa de morosidad observada por una institución crediticia. El tipo de relación existente entre estas variables y la calidad de cartera de las IMF se evaluará empíricamente en las siguientes secciones del presente trabajo.

Con relación a las provisiones, éstas constituyen un mecanismo contable para recoger el riesgo latente del crédito; en esa medida, el mantenimiento de una eficiente política de provisiones para insolvencias permite tener un adecuado conocimiento de la real situación financiera de la institución. El riesgo crediticio aparece desde el momento en que se otorga el crédito. La morosidad es sencillamente la realización *ex post* de ese riesgo. Un eficiente manejo de las provisiones debería descansar en mecanismos adecuados para recoger ese riesgo *ex ante* de los créditos y no sólo parte del mismo manifestado en la morosidad. Algunos de estos mecanismos han sido puestos en práctica en España desde julio del 2000 (Saurina *et al.*, 2000).

Las normas contables y financieras en el país establecen que las provisiones deben realizarse en función de la cartera atrasada (morosa). De esta manera, cuando aumenta la cartera morosa, se provisiona más y viceversa, observándose, por tanto, una relación positiva entre tasa de morosidad y provisiones. Saurina y otros (2000) señalan que las provisiones realizadas de esta manera muestran un comportamiento procíclico. En las fases de expansión económica, disminuyen los créditos morosos, lo que va asociado con una disminución de las provisiones, y en periodos recesivos sucede lo contrario. Sin embargo, desde que el riesgo latente del crédito no se incorpora adecuadamente en los resultados contables de las instituciones a través de esta política de provisionamiento, es evidente que los beneficios (utilidades) obtenidos de esta manera no reflejan correctamente la real situación financiera de la empresa, llegando a distorsionar la rentabilidad de largo plazo. Por otro lado, se corre el riesgo de sobrevaluar los reales beneficios, lo que puede traducirse en problemas de solvencia y en incentivos para que los gestores se arriesguen a llevar a cabo políticas más agresivas en el mercado.

De lo expuesto anteriormente, una forma de evaluar si la institución está llevando a cabo una adecuada política de provisiones y de sus efectos en el resultado económico de las IMF, es observar la relación entre la tasa de provisiones y la tasa morosidad, sea que se mida a través de la cartera atrasada, la cartera en alto riesgo o la cartera pesada. Una relación positiva será indicador de la existencia de posibles problemas en la medición del riesgo, antes señalados, con los potenciales problemas sobre la correcta obtención de las utilidades de la entidad, con lo cual podría argumentarse que la política de provisiones no está siendo la más adecuada; mientras que la existencia de una relación negativa entre provisiones e indicadores de morosidad será indicador de todo lo contrario. Sobre esta base serán evaluadas las provisiones hechas por las IMF seleccionadas para los estudios de caso.

Tal como se dijo anteriormente, el objetivo de este trabajo es estimar los determinantes de la tasa de morosidad de las IMF; en este sentido, la econometría proporciona herramientas que permiten encontrar las variables que son estadísticamente significativas en la determinación de la tasa de morosidad. Por el tipo de datos que se tienen y por las ventajas que este tipo de estructuras manifiestan, se utilizará la metodología de datos de panel. En la siguiente parte del informe se presentarán las principales características de los modelos a emplear para encontrar los determinantes de la tasa de morosidad de las IMF.

## 28 5. MODELOS DE DATOS DE PANEL

La disponibilidad de una base de datos tipo panel determina gran parte de la metodología a utilizar en la estimación, sin embargo se debe buscar el modelo que mejor se adapte al comportamiento de las variables en estudio. Con el objeto de seleccionar el modelo que se utilizará en la estimación, se presenta un breve repaso de la teoría de estimación de datos de panel.

Los modelos de panel son modelos econométricos basados en observaciones repetidas a lo largo del tiempo para los mismos individuos, o, lo que es lo mismo, son modelos de corte transversal de cada una de las series temporales. En estos modelos los datos tienen dos dimensiones:

- Dimensión temporal: observaciones en el tiempo para cada uno de los individuos que conforman la muestra ( $t=1, \dots, T$ ).
- Dimensión de corte transversal: observaciones de todos los individuos para cada uno de los momentos del tiempo.

La característica más importante de estos modelos es que los individuos que forman la muestra cada año son los mismos (si el panel es balanceado), o, en todo caso, la muestra que forma el corte transversal de un año no es independiente del año siguiente, de esta manera se permite que “nazcan” o “mueran” individuos (panel no balanceado).<sup>18</sup>

Los modelos de datos de panel permiten estudiar los comportamientos de diferentes agentes a lo largo del tiempo. Una de las mayores ventajas de estos modelos frente a los de corte transversal o frente a los de series temporales es que brindan una mayor flexibilidad para estudiar las diferencias de comportamiento entre los individuos a lo largo del tiempo.

En función del tipo de variables que pueden ser incluidas como variables explicativas en la ecuación a estimar, podemos distinguir dos tipos de modelos de datos de panel: con variables estrictamente exógenas y con variables predeterminadas o dinámicas.

### 5.1. Modelos de datos de panel con variables estrictamente exógenas

Se entenderá como variables estrictamente exógenas a aquellas variables explicativas que no están correlacionadas con los valores pasados, presentes y futuros del error. El modelo básico de datos de panel de este tipo tiene la siguiente estructura:

$$y_{it} = \alpha_i + \beta' x_{it} + e_{it} \quad (1)$$

---

18. La estimación de paneles no balanceados no implica cambios sustanciales en la estimación. Al respecto se recomienda ver a Baltagi (1995).

donde:

$\alpha_i$ : Representa la heterogeneidad no observable específica a cada individuo y se considera constante a lo largo del tiempo para cada uno de los  $n$  individuos que conforman la muestra.

$\beta$ : Vector  $k \times 1$  de parámetros.

$X_{it}$ : Matriz de  $k$  variables explicativas estrictamente exógenas.

$e_{it}$ : Vector de los errores de cada una de las secciones cruzadas en cada uno de los momentos del tiempo.

En la ecuación (1) se representa la heterogeneidad entre los individuos de la muestra a través de la diferencia entre los interceptos ( $\alpha_i$ ).<sup>19</sup>

Dependiendo del tipo de relación que exista entre las variables explicativas ( $x_{it}$ ) y la heterogeneidad no observable ( $\alpha_i$ ), es que los modelos de variables estrictamente endógenas se clasifican en modelos intra-grupos (efectos fijos) y modelos entre-grupos (efectos aleatorios).

Los modelos de efectos fijos son también conocidos como modelos intra-grupos.<sup>20</sup> Suponen que  $Cov(x_{it}, \alpha_i) = 0$  donde  $\alpha_i$  es un parámetro desconocido que puede ser estimado. Por lo tanto, la ecuación (1) se puede escribir como:<sup>21</sup>

$$y_i = i \alpha_i + X_i \beta + e_i \quad (2)$$

$$\text{donde: } i = \begin{bmatrix} i & 0 & \dots & 0 \\ 0 & i & \dots & 0 \\ & & A & \\ 0 & 0 & \dots & i \end{bmatrix}, \text{ con } i \text{ subvector unitario } 1 \times 1.$$

Ordenando términos se tiene que (2) se puede representar como:

$$y = [d_1 \ d_2 \ \dots \ d_n \ X] \begin{bmatrix} \alpha \\ \beta \end{bmatrix} + e$$

donde:

$d_i$ : Variable ficticia que indica la  $i$ -ésima unidad.

19. Se puede permitir que las pendientes varíen para cada uno de los individuos. Ver Cornwell y Schmidt (1994).

20. *Within groups* en inglés.

21. La presentación del modelo de datos de panel se ha extraído de Greene (1998).

**30** Si se define la matriz  $nTxn$ :  $D = [d_1 \ d_2 \ \dots \ d_n]$  y se consolidan las  $nT$  filas, se obtiene la expresión:

$$y = D\alpha + X\beta + e \tag{3}$$

En el modelo (3) se recoge la heterogeneidad inobservable a través de una variable ficticia individual.

Si  $T$  es lo suficientemente grande, las expresiones de los estimadores del modelo (3) son:

$$\beta = [S_{xx}^w]^{-1} S_{xy}^w$$

donde:<sup>22</sup>

$$S_{xx}^w = X' M_d X \text{ o lo que es lo mismo}$$

$$S_{xx}^w = \sum_{i=1}^n X_i' M_i^0 X_i = \sum_{i=1}^n \left( \sum_{t=1}^n (X_{it} - \bar{X}_i)(X_{it} - \bar{X}_i)' \right)$$

donde:

$$M_d = I - D (D'D)^{-1} D'$$

y a su vez:

$$S_{xy}^w = \sum_{i=1}^n \sum_{t=1}^T (X_{it} - \bar{X}_i)(Y_{it} - \bar{Y}_i)'$$

donde:

$$\bar{y}_i = \sum_{t=1}^T y_{it} \quad \bar{x}_i = \sum_{t=1}^T x_{it}$$

A su vez, el estimador del parámetro que captura la heterogeneidad inobservable es:

$$\hat{\alpha}^w = (D' D)^{-1} D' (y - x\beta)$$

Específicamente, en cada uno de los  $\hat{\alpha}_i$  tiene que:

$$\hat{\alpha}_i = \bar{y}_i - \beta' \bar{x}_i$$

$\hat{\alpha}_i$  y  $\hat{\beta}_i$  son los estimadores de efectos fijos o intra-grupos.

---

22. Una expresión alternativa y más conocida es  $S_{xx}^w = \sum_{i=1}^n \sum_{t=1}^T (x_{it} - \bar{x}_i)(x_{it} - \bar{x}_i)'$ .

Tal como se observa en la expresión anterior, el estimador es un promedio de los T datos existentes para cada uno de los “i” individuos, sin embargo en los casos en que T es pequeño, la estimación del intercepto se realiza con muy pocas observaciones, lo que pone en cuestión su consistencia y demás propiedades asintóticas. En estos casos, se debe buscar estimar el modelo sin tomar en cuenta la heterogeneidad inobservable.

Por lo tanto, si T es pequeño, estimamos el modelo en primeras diferencias:

$$\Delta y_{it} = \beta' \Delta x_{it} + \Delta e_{it}$$

En este modelo se ha eliminado la heterogeneidad inobservable y el estimador de la pendiente es el intra-grupos.

Sin embargo, en este caso la matriz de covarianzas de los errores del modelo en primeras diferencias ya no es diagonal, y, por lo tanto, para obtener estimadores eficientes se debe estimar el modelo anterior por mínimos cuadrados generalizados (MCG).

Entonces,<sup>23</sup>

$$Var(\Delta e_i) = \sigma^2 P$$

donde:

$$P = \begin{bmatrix} 2 & 1 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & \dots & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 2 \end{bmatrix}$$

Por lo tanto, el estimado MCG queda:

$$\hat{\beta}^{MCG} = [\sum \Delta x_i' P^{-1} \Delta x_i]^{-1} [\sum \Delta x_i' P^{-1} \Delta y_i]$$

y es consistente y eficiente.

En el caso de modelos de efectos aleatorios, se supone que  $Cov(x_{it}, \alpha_i) = 0$ , por lo que el modelo adopta la siguiente estructura:

$$y_{it} = \beta' x_{it} + \alpha_i + e_{it} \quad \text{o lo que es lo mismo:}$$

$$y_{it} = \beta' x_{it} + w_{it}$$

donde:

$x_{it}$ : Matriz de k variables explicativas estrictamente exógenas.

$\alpha_i$ : Representa la heterogeneidad inobservable específica a cada individuo y se considera constante a lo largo del tiempo para cada uno de los n individuos

23. Se asume que  $e_{it} \sim iid(0, \sigma^2)$

32 que conforman la muestra. Representa un conjunto de características propias del individuo, que se generan de manera aleatoria e independiente del resto de variables explicativas de cada uno de los individuos, y además:

$$\alpha_i \sim iid (0, \sigma_\alpha^2).$$

Por lo tanto, y a diferencia del modelo de efectos fijos, en este caso se debe considerar también que:

$$\begin{aligned} E(e_{it}) &= E(\alpha_i) = 0 \\ E(e_{it}^2) &= \sigma_e^2 \\ E(\alpha_i^2) &= \sigma_\alpha^2 \\ E(e_{it}\alpha_i) &= 0 \text{ para cada } i, t \text{ y } j. \\ E(e_{it}e_{js}) &= 0 \text{ si } t \neq s \text{ ó } i \neq j. \\ E(\alpha_i\alpha_s) &= 0 \text{ si } i \neq j. \end{aligned}$$

El término de error,  $w_{it}$ , tiene la siguiente estructura:

$$w_{it} = \alpha_i + e_{it}$$

donde los momentos de segundo orden de  $w_{it}$  se pueden definir según:

$$\begin{aligned} \Sigma [w_{it}^2] &= \sigma_\alpha^2 + \sigma_e^2 \\ \Sigma [w_{it}w_{is}] &= \sigma_\alpha^2, t \neq s \end{aligned}$$

Por lo que la matriz de covarianzas de los errores ( $\Omega$ ) del modelo es de la forma:

$$\Omega = E[w_i w_i'] = \begin{bmatrix} \sigma_e^2 + \sigma_\alpha^2 & \sigma_\alpha^2 & \sigma_\alpha^2 & \dots & \sigma_\alpha^2 \\ \sigma_\alpha^2 & \sigma_e^2 + \sigma_\alpha^2 & \sigma_\alpha^2 & \dots & \sigma_\alpha^2 \\ & & & A & \\ \sigma_\alpha^2 & \sigma_\alpha^2 & \sigma_\alpha^2 & \sigma_\alpha^2 & \sigma_e^2 + \sigma_\alpha^2 \end{bmatrix} = \sigma_e^2 I + \sigma_\alpha^2 i i' \quad (4)$$

donde  $i$  es un vector columna  $T \times 1$  de unos. Esta matriz es desconocida y por lo tanto el estimador anterior es no factible y en su defecto se utilizará el modelo entre-grupos:<sup>24</sup>

$$\bar{y}_i = \beta' \bar{x}_i + (\alpha_i + \bar{e}_i)$$

24. *Between groups* en inglés.



De esta expresión se puede derivar por M.C.O. que el estimador entre-grupos tiene la siguiente expresión:<sup>25</sup>

$$\beta^b = [S_{xx}^b]^{-1} S_{xy}^b$$

donde:

$$S_{xy}^b = \sum_{i=1}^n T(x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})'$$

y

$$S_{xx}^b = \sum_{i=1}^n T(x_i - \bar{x})(x_i - \bar{x})'$$

el cual es un estimador factible y bajo MCO es consistente aunque ineficiente, ya que la matriz de covarianzas del error ( $Var(w_{it}) = Var(\alpha_i + e_{it})$ ) no es diagonal.

Una de las herramientas más usadas para distinguir empíricamente si el modelo que se está estimando es un modelo de efectos fijos o aleatorios, es la **prueba o test de Hausman**.<sup>26</sup>

Este contraste permite evaluar la igualdad de dos estimadores, uno de los cuales es robusto, es decir es consistente bajo la hipótesis nula y bajo la alternativa, mientras que el otro es eficiente y consistente sólo bajo la nula. Por lo tanto, si la diferencia de ambos estimadores no es significativamente diferente de cero, entonces se infiere que la hipótesis nula es válida, mientras que si esta diferencia es significativamente diferente de cero, se rechaza la hipótesis nula.

El resultado esencial de este contraste es que la covarianza de un estimador eficiente con su diferencia respecto a un estimador ineficiente es cero.<sup>27</sup>

$$Var(b - \hat{\beta}) = Var(\beta) + Var(\hat{\beta}) - Cov(b, \hat{\beta}) - Cov(b, \hat{\beta})'$$

donde:  $b$  es el estimador robusto mientras que  $\hat{\beta}$  es el estimador eficiente y consistente sólo bajo la hipótesis nula.

Por lo tanto, y bajo condiciones de regularidad, se puede demostrar que:<sup>29</sup>

$$W = (b - \hat{\beta})\Sigma^{-1}(b - \hat{\beta}) \sim \chi^2(K) \quad \text{bajo } H_0.$$

25. Se puede demostrar (Greene, 1998) que las relaciones entre los distintos estimadores se resumen mediante las siguientes expresiones:  $S_{xy}^w = S_{xx}^w b^w$  y  $S_{xy}^b = S_{xx}^b b^b$ , mientras que el estimador MCO es un promedio ponderado entre los estimadores intra y entre-grupos:  $\beta^{MCO} = F^w b^w + F^b b^b$ , donde:

$$F^w = [S_{xy}^w + S_{xx}^b]^{-1} S_{xx}^w = I - F^b, \text{ es decir que } \beta^{MCO} = [S_{xx}^{MCO}]^{-1} S_{xy}^{MCO} = [S_{xx}^w + S_{xx}^b]^{-1} [S_{xy}^w + S_{xy}^b]$$

26. Ver Hausman y Taylor (1981).

27. Greene (1998).

28. Ver Hausman y Taylor (1981).

34

El contraste de Hausman es de aplicación directa al caso de los modelos de datos de panel. La condición que determina si la estimación es de efectos fijos o efectos aleatorios es si:

$$H_0 : Cov(x, \alpha) = 0.$$

El estimador intra-grupos es consistente tanto si se cumple la hipótesis nula como si no, mientras que el estimador MCG sólo es consistente y eficiente bajo la nula. Por lo tanto, si se rechaza la hipótesis nula se deberá usar Efectos Fijos, mientras que si no se puede rechazar la nula la diferencia entre ambos indicadores no es significativamente diferente de cero, por lo que se debe usar el estimador de Efectos Aleatorios que es eficiente.

## 5.2. Modelos de datos de panel con variables predeterminadas y modelos dinámicos:

La ventaja de estos modelos es que permiten introducir rezagos de la variable endógena como variables explicativas, lo cual permite representaciones más realistas, pues permite capturar el componente autorregresivo de muchas series económicas.

La estimación del modelo de datos de panel dinámico se realizará tomando como referencia los trabajos de Arellano y Bond (1991) y Arellano y Bover (1995).

Una versión simplificada del modelo a estimar es:<sup>29</sup>

$$y_{it} = \gamma y_{it-1} + \alpha_i + e_{it} \quad (5)$$

Esta expresión asume que los procesos individuales fluctúan con el mismo patrón autorregresivo para cada individuo, en diferentes momentos en el tiempo. En el caso de modelos dinámicos y por construcción, la  $Cov(y_{it}, \alpha_i) \neq 0$ , por lo que se está en un contexto de estimación intra-grupos. Sin embargo, la inclusión del término autorregresivo y su correlación con los términos de error ocasiona que las estimaciones intra-grupos del parámetro  $\gamma$  sean sesgadas.

Sin embargo, Nickel (1981) demuestra que a medida que el número de observaciones por individuo es mayor (T grande), el sesgo se reduce. El tamaño del sesgo es:

$$\lim_{N \rightarrow \infty} \hat{\alpha}_{WG} = \alpha - \frac{(1 + \alpha)h}{(T - 1)} \left( 1 - \frac{2\alpha h}{(T - 1)(1 - \alpha)} \right)^{-1}$$

29. Por simplicidad, no se incluye el componente estrictamente exógeno ( $\beta'X_{it}$ ). Su inclusión no tiene ningún efecto en la estimación.

Por lo tanto, si T es grande, la estimación MCO con *dummies* individuales es una alternativa válida. El problema se presenta cuando T es pequeño: en ese caso, la alternativa planteada por Arellano y Bond (1991) es estimar el modelo en primeras diferencias y utilizar como instrumentos los rezagos de las endógenas, de esta manera se obtienen Z condiciones de ortogonalidad para estimar K parámetros y si Z>K la estimación se realiza por el método generalizado de momentos (MGM).

Tomando diferencias, el modelo anterior se transforma en:

$$\Delta y_{it} = \gamma \Delta y_{it-1} + \Delta e_{it} \tag{6}$$

Claramente se observa que la  $Cov(\Delta y_{it-1}, \Delta e_{it})$  es diferente de cero. Por lo tanto, para obtener estimadores consistentes se debe recurrir a variables instrumentales. Se debe recordar que todo posible instrumento debe contener la información contenida en la variable explicativa original y no incorporar la parte de la explicativa correlacionada con el error.

En el caso de modelos dinámicos de datos de panel, instrumentos adecuados de  $\Delta y_{it-1}$  son las variables  $y_{it-2}, y_{it-3}, \dots, y_{i1}$ . De igual manera se encuentran los instrumentos para  $\Delta y_{it-2}, \Delta y_{it-3}, \dots, \Delta y_{i3}$ .

En base a que la  $Cov(y_{it-j}, \Delta e_{it-h}) = 0$ , se estructuran todas las condiciones de ortogonalidad para la estimación por MGM, con lo que se llega a la expresión:

$$E [Z_i'(\Delta y_i - \alpha \Delta y_{i(-1)})] = 0 \quad (\text{vector de condiciones de ortogonalidad})$$

donde:

$$\Delta y_i = \begin{pmatrix} \Delta y_{i3} \\ \mathbf{A} \\ \Delta y_{it} \end{pmatrix}; \Delta y_{i(-1)} = \begin{pmatrix} \Delta y_{i2} \\ \mathbf{A} \\ \Delta y_{it} \end{pmatrix}; Z_i = \begin{bmatrix} Y_{iz} & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & Y_{i1} & Y_{i2} & & & & & \mathbf{A} \\ \mathbf{A} & \mathbf{A} & \mathbf{A} & \ddots & & & & \mathbf{A} \\ 0 & 0 & 0 & \dots & Y_{i1} & Y_{i2} & \dots & Y_{it-2} \end{bmatrix}$$

Dado que el sistema está sobreidentificado (el número de ecuaciones, condiciones de ortogonalidad, es mayor al número de parámetros), para encontrar los estimadores a lo Arellano-Bond se debe minimizar la función cuadrática de MGM.

Es decir:

$$\hat{\alpha} = \arg \min \left( \frac{1}{N} \sum_{i=1}^n Z_i'(\Delta y_i - \alpha \Delta Y_{i(-1)}) \right)' A_N \left( \frac{1}{N} \sum_{i=1}^n Z_i'(\Delta y_i - \alpha \Delta Y_{i(-1)}) \right)$$

donde  $A_N$  es la matriz de ponderaciones de MGM.

36

Resolviendo, se tiene que:

$$\hat{\alpha}^{MGM} = \left( \left( \sum_{i=1}^n (\Delta y'_{i(-1)} Z_i) \right) A_N \left( \sum_{i=1}^n \left( Z_i' \Delta Y_{i(-1)} \right) \right) \right)' \left( \left( \sum_{i=1}^n (\Delta y'_{i(-1)} Z_i) \right) A_N \left( \sum_{i=1}^n \left( Z_i' \Delta y_i \right) \right) \right)$$

estimador consistente.

Sin embargo, la calidad de la cartera de colocaciones de una IMF no sólo es función de sus valores pasados (variables predeterminadas) sino que también se espera que sea explicada en gran medida por un conjunto de variables exógenas. Por lo tanto, el modelo a estimar será:

$$y_{it} = \alpha_i + \gamma' y_{it-j} + \beta' x_{it} + e_{it} \quad (7)$$

donde:

- $\alpha_i$ : Representa la heterogeneidad no observable específica a cada individuo y se considera constante a lo largo del tiempo para cada uno de los n individuos que conforman la muestra.
- $\beta$ : Vector kx1 de parámetros.
- $x_{it}$ : Vector de k variables explicativas estrictamente exógenas (se puede incluir variables ficticias).
- $\gamma$ : Vector jx1 de parámetros.
- $y_{it-j}$ : Vector de j variables predeterminadas (por lo general se consideran rezagos de la endógena).
- $e_{it}$ : Vector de los errores de cada una de las secciones cruzadas en cada uno de los momentos del tiempo.

Tal como se ha visto, el modelo de datos de panel dinámico permite capturar el efecto de rezagos de la variable endógena sobre su valor presente (componente autorregresivo de la calidad de cartera). Por otro lado, al estimarse el modelo en primeras de diferencias de series integradas de orden 1, se garantiza la estacionariedad de los regresores. Tal como se dijo, la estimación se realizará según la metodología propuesta por Arellano y Bond (1991).

## 6. ANÁLISIS DE LOS DATOS

37

La base de datos es un panel no balanceado que incluye 35 instituciones que pertenecen a los distintos tipos de IMF que existen en el sistema financiero peruano. El periodo comprendido abarca desde enero de 1998 hasta diciembre de 2001. El 5% de los individuos del panel presenta 10 observaciones temporales, el 25% tiene cuarenta y un datos y el 65% de los individuos tiene las series históricas completas para el periodo evaluado.

Como se mencionó previamente, se utilizarán tres indicadores de calidad de cartera (tasa de morosidad, cartera de alto riesgo y cartera pesada) como variables endógenas. A continuación se presentan los principales estadísticos descriptivos de dichas variables, agrupados para el total de IMF.

Cuadro 11  
*Estadísticos descriptivos de las variables endógenas agrupadas*  
(Ene. 98-Dic. 01)

	Media	Desvío est.	Coef. var.	Asimetría	Kurtosis
Tasa morosidad	7.76	0.94	0.12	1.61	3.31
Alto riesgo	11.37	1.13	0.09	1.74	3.69
Cartera pesada	11.57	0.42	0.04	1.77	3.69

Los datos de cartera pesada están disponibles para el periodo ene. 01-dic. 01.

Del cuadro 11 se observa que el indicador calidad de cartera que presenta mayor dispersión es la tasa de morosidad. Las diferencias más importantes se dan a nivel de los segundos momentos. Tal como se ha mencionado, los distintos indicadores de calidad de cartera dependen de variables agregadas que afectan a todas las IMF.

Sin embargo, existen diferencias importantes entre los distintos tipos de instituciones microfinancieras, lo cual sugiere que, además de factores comunes, la calidad de cartera es determinada por características específicas al tipo de entidad, como por ejemplo la mayor concentración en créditos al sector agropecuario que presentan las CRAC.

Cuadro 12  
*Estadísticos descriptivos de la tasa de morosidad por tipo de institución*  
(Ene. 98-Dic. 01)

	Media	Desvío est.	Coef. var.	Asimetría	Kurtosis
CMAC	7.34	1.18	0.16	-0.41	-1.33
CRAC	17.66	1.40	0.08	0.41	0.40
EDPYME	7.77	1.17	0.15	-0.46	0.45
Mibanco	2.07	0.73	0.36	-0.68	0.38
Financiera Solución	4.16	2.52	0.54	0.55	-0.99
Banco del Trabajo	5.69	1.22	0.21	1.19	1.68

38

Las CRAC presentan los mayores niveles de tasa de morosidad y la menor volatilidad. Esto sugiere que este tipo de instituciones tiene sistemáticamente una cartera morosa por encima del resto de IMF. Financiera Solución presenta el mayor coeficiente de variación, lo cual puede deberse a políticas específicas de gestión de la cartera morosa.

Cuadro 13  
*Estadísticos descriptivos de las carteras de alto riesgo por tipo de institución*  
(Ene. 98-Dic. 01)

	Media	Desvío est.	Coef. var.	Asimetría	Kurtosis
CMAC	10.11	1.68	0.16	0.19	-1.48
CRAC	28.65	3.93	0.13	-0.93	-0.51
EDPYME	10.48	1.46	0.14	1.35	1.78
Mibanco	2.07	0.73	0.35	-0.68	0.38
Financiera Solución	4.59	2.37	0.51	0.79	-0.48
Banco del Trabajo	8.93	1.55	0.17	0.35	-0.59

En este caso, la información para Mibanco coincide con la tasa de morosidad, pues dicha institución no presenta créditos refinanciados.

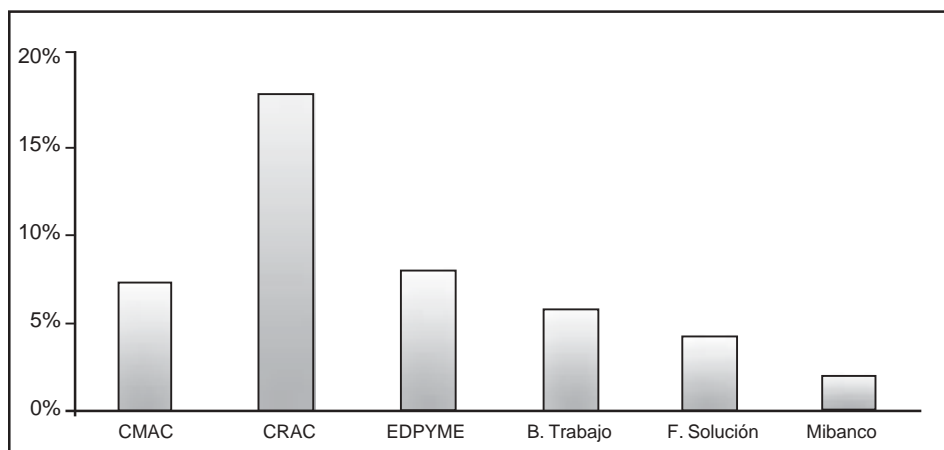
Cuadro 14  
*Estadísticos descriptivos de las carteras pesadas por tipo de institución*  
(Ene. 98-Dic. 01)

	Media	Desvío est.	Coef. var.	Asimetría	Kurtosis
CMAC	10.55	0.40	0.04	-0.31	-0.55
CRAC	30.64	2.52	0.08	-0.47	-1.59
EDPYME	10.16	0.80	0.08	-1.55	2.35
Mibanco	3.03	0.41	0.14	-0.15	-1.06
Financiera Solución	3.38	0.19	0.05	-1.23	1.94
Banco del Trabajo	10.57	1.39	0.13	0.11	-1.25

Las CRAC siguen siendo las instituciones que presentan carteras más deterioradas, mientras que en este caso los bancos (Bco. del Trabajo y Mibanco) presentan los mayores grados de dispersión. En resumen, los diferentes indicadores de calidad de cartera no proporcionan la misma información, pues algunas conclusiones pueden depender del tipo de indicador utilizado. La cartera pesada es el indicador menos volátil en todos los casos.

En el gráfico siguiente se presenta la tasa de morosidad promedio de las IMF para todo el periodo considerado.<sup>30</sup>

Gráfico 1  
*Tasa de morosidad de las IMF promedio*  
*(Ene.98 a Dic.01)*



Se observa que las CRAC presentan sistemáticamente carteras de crédito con mayor deterioro que el resto de las IMF, debido a los problemas de solvencia por los que atravesó este sector en los últimos años. Este resultado se mantiene para cualquiera de las medidas de calidad de cartera utilizadas.

A su vez, dentro de cada tipo de institución existe una gran dispersión entre las tasas de morosidad, de cartera de alto riesgo y cartera pesada, que presentan cada una de las entidades que forman parte de dicha categoría (véase gráfico 2 en la página siguiente).<sup>31</sup>

La gran dispersión existente entre los indicadores de calidad de cartera para los diferentes tipos de instituciones proporciona indicios sobre la presencia de factores específicos a cada entidad, los que, junto con los factores comunes que afectan a todas las instituciones, contribuyen a determinar la calidad de cartera observada para cada IMF.

Con respecto al comportamiento histórico de las variables endógenas, en el gráfico 3 se observa que los tres indicadores de calidad de cartera para las IMF han registrado una ligera tendencia decreciente a lo largo del periodo estudiado (véase gráfico 3 en la página siguiente).

Del gráfico 4 también se observa que la cartera de alto riesgo y la cartera pesada son indicadores que sistemáticamente están por encima de la tasa de morosidad, lo cual corresponde con la definición y manera en que son construidos (véase gráfico 4 en la página 41).

30. En el Anexo II se pueden observar los gráficos para la cartera de alto riesgo y la cartera pesada para cada tipo de institución

31. En el Anexo III se pueden observar los gráficos para la cartera de alto riesgo y la cartera pesada promedio para cada entidad. Conviene recordar que las series de tasa de morosidad y cartera de alto riesgo están disponibles para todo el período, mientras que la cartera pesada sólo está disponible a partir de enero del 2001.

Gráfico 2  
Tasa de morosidad promedio  
(Ene.98 a Dic.01)

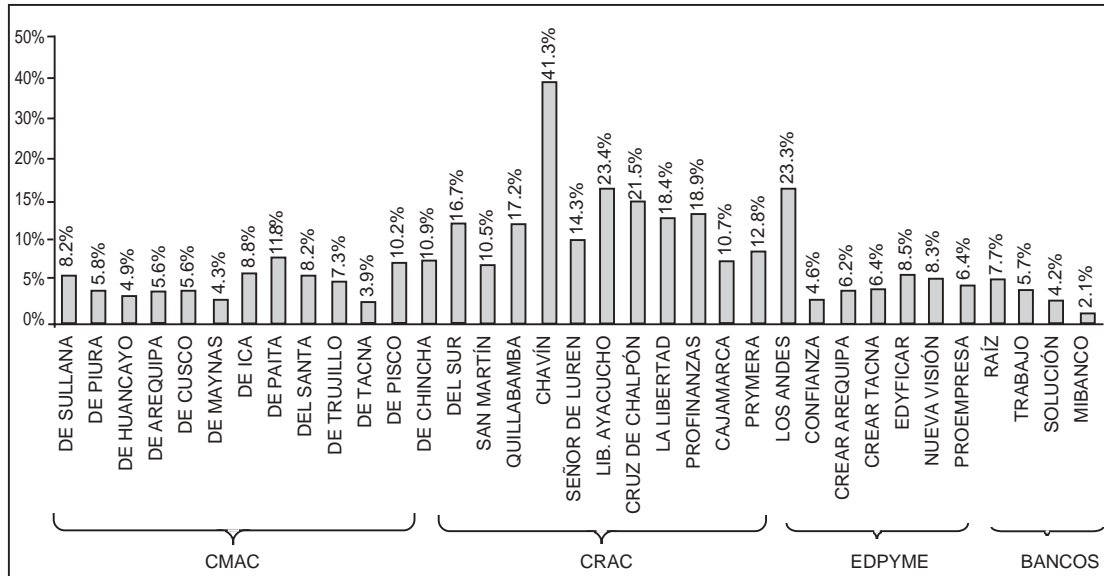


Gráfico 3  
Calidad de cartera de colocaciones para las IMF  
(Ene.98 a Dic.01)

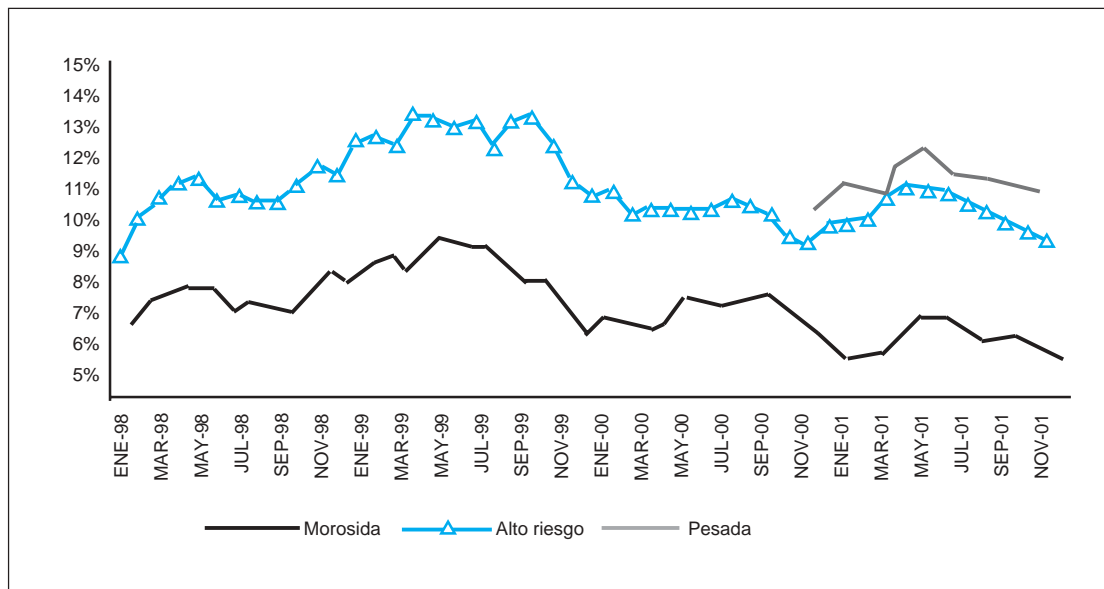
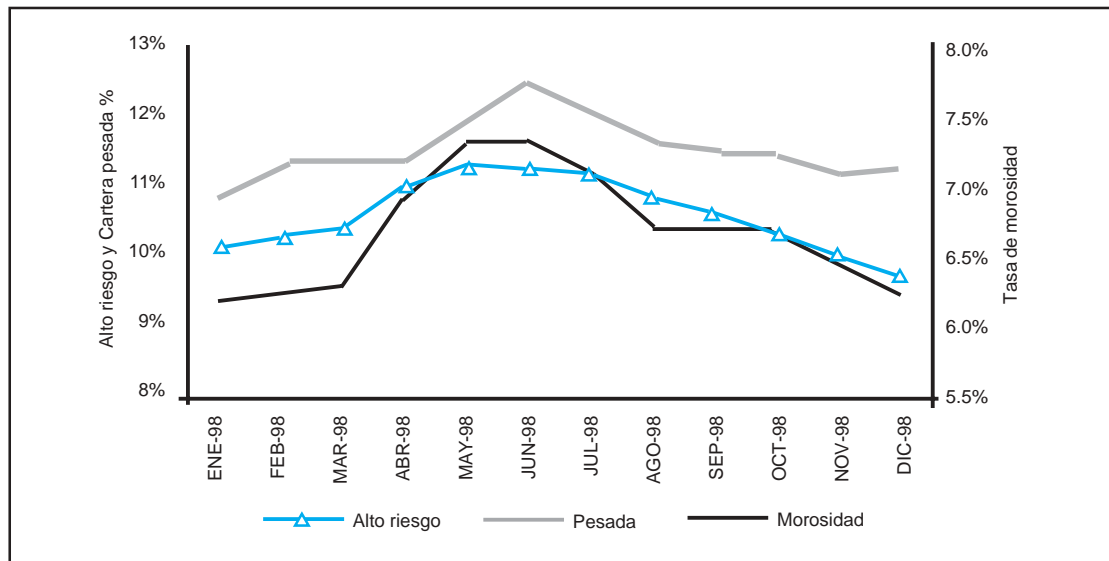




Gráfico 4  
**Calidad de cartera de colocaciones para las IMF**  
 (Ene.01 a Dic.01)



Del análisis de los principales estadísticos de las series agregadas en niveles presentados en el cuadro 15, se observa que el indicador más estable es el de cartera pesada. Este resultado se explica por el hecho de que este tipo de indicador es el menos sensible al efecto que algunas prácticas contables (canjes de cartera, entrega a fideicomisarios, etc.) pueden tener sobre la calidad de la cartera.

Cuadro 15  
**Estadísticos descriptivos series agregadas en niveles**

	Media	Desvío est.	Coef. variac.
Morosidad	7.78	0.95	0.12
Alto riesgo	11.42	1.11	0.10
Pesada	11.64	0.39	0.03

Al realizar este análisis para cada una de las instituciones que conforman la muestra, se confirma que la cartera pesada es el indicador más estable y con menos valores atípicos, argumento a favor de su seguimiento como medida de calidad de cartera.

La matriz de correlaciones de las series agregadas en niveles tiene la siguiente estructura:

Cuadro 16  
**Matriz de correlaciones de las series agregadas en niveles**

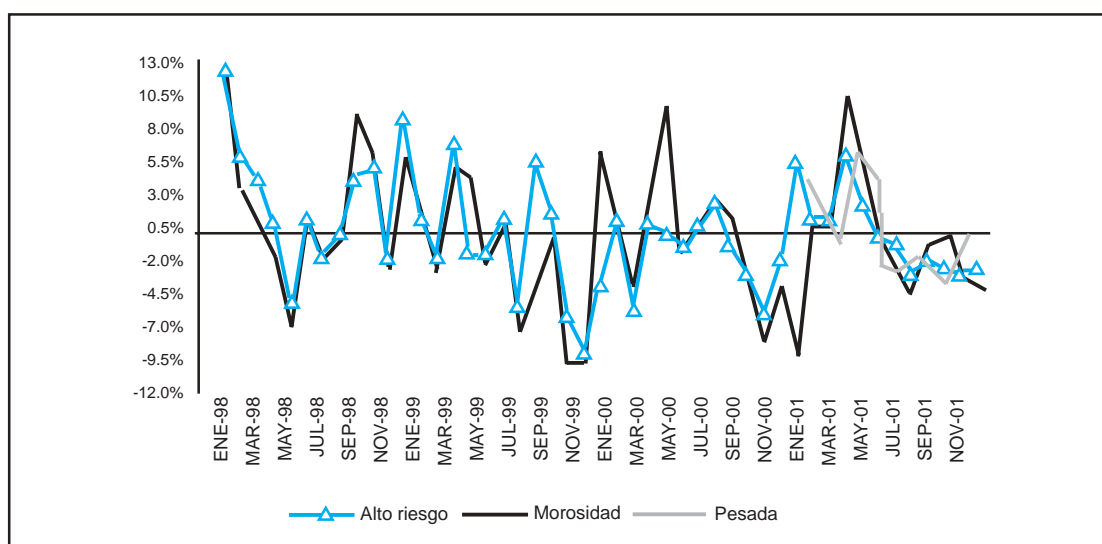
	Morosidad	Alto riesgo	Pesada
Morosidad	1.00	0.84	0.85
Alto riesgo		1.00	0.79
Pesada			1.00

42

Los coeficientes de correlación estimados rechazan la hipótesis nula de ausencia de correlación y son bastante altos en todos los casos. Estos resultados se mantienen para las series desagregadas, con excepción de las CRAC en los que el coeficiente de correlación entre tasa de morosidad y cartera de alto riesgo es 0.08, mientras que el coeficiente de correlación entre cartera pesada y tasa de morosidad es de -0.23. Este fenómeno puede deberse a la presencia del Programa de Rescate Financiero Agrario implementado por el Gobierno para aliviar a las CRAC. Dichos créditos salen de morosos pero permanecen en situación de refinanciados (alto riesgo), lo cual es un indicio de que, en este caso, la tasa de morosidad no refleja adecuadamente la calidad de la cartera.

Sin embargo, más importante que el nivel que tengan los indicadores es el hecho de que sus variaciones proporcionen información similar sobre la evolución de la calidad de la cartera de las instituciones que se evalúan.<sup>32</sup>

Gráfico 5  
Tasa de variación mensual de los indicadores de calidad  
de cartera de colocaciones para las IMF  
(Ene. 01 a Dic. 01)



A primera vista parece que los tres indicadores se comportan de manera similar, sin embargo la tasa de variación promedio de la tasa de morosidad es significativamente diferente a la de alto riesgo y a la de cartera pesada (esta serie sigue siendo la más estable). En las tres series se rechaza la hipótesis de igualdad de varianza (véase cuadro 17, en la página siguiente).<sup>33</sup>

Las correlaciones cruzadas de las tasas de crecimiento mensuales son significativamente menores que las correlaciones de las series en niveles, lo cual sugiere que además de un comportamiento tendencial común existen factores específicos a cada indicador que contribuyen a determinar su evolución a lo largo del tiempo.

32. En el Anexo IV se puede observar la evolución de los distintos indicadores para cada uno de los diferentes tipos de institución.

32. Estos resultados se mantienen al trabajar con las series desagregadas.

Cuadro 17  
*Estadísticos descriptivos de las tasas de crecimiento*

	Media	Desvío est.	Coef. variac.
Morosidad	-0.15	5.19	-35.34
Alto riesgo	0.21	4.24	19.88
Pesada	0.34	2.88	8.50

Cuadro 18  
*Matriz de correlaciones de las tasas de crecimiento*

	Morosidad	Alto riesgo	Pesada
Morosidad	1.00	0.69	0.49
Alto riesgo		1.00	0.46
Pesada			1.00

\*En todos los casos, se rechaza la hipótesis nula de ausencia de correlación.

Con el objeto de conocer la estructura del comportamiento temporal de los indicadores de calidad de cartera, se han realizado pruebas de raíz unitaria (Dickey Fuller Aumentado y Phillips Perron). Las series agregadas de tasa de morosidad y cartera de alto riesgo resultaron integradas de primer orden (I(1)). Lo mismo ocurre con la cartera pesada, sin embargo este resultado está matizado por la menor cantidad de observaciones disponibles (10) para esta variable. Prácticamente todas las series desagregadas por tipo de institución son estacionarias en primeras diferencias.

Adicionalmente, los correlogramas de cada una de las series empleadas proporcionan evidencia a favor de la presencia de componentes autorregresivos en su estructura temporal. Con el objeto de evaluar esta hipótesis se han estimado modelos ARIMA (p,l,q) para las series utilizadas, ya sean agregadas o individuales. La conclusión predominante es que el componente autorregresivo de primer orden es significativo, es decir que el valor del indicador rezagado un periodo es importante para determinar su valor actual.

Tal como se ha comentado líneas arriba, los indicadores de calidad de cartera tienen diferentes estructuras de movimiento temporal. Sin embargo, del análisis anterior se puede sugerir que los tres indicadores de calidad de cartera al parecer mantienen un comportamiento similar en el largo plazo, pero sus variaciones de corto plazo se deben a la manera como han sido construidos y a la relación que tienen con otras variables que pueden afectar la capacidad de pago de los clientes de una IMF.

Para evaluar si en el largo plazo existe una relación de equilibrio estable entre los diferentes indicadores de calidad de cartera, se han realizado pruebas de cointegración entre las tasas de morosidad y la cartera de alto riesgo para el total de las IMF. Los resultados se presentan en el cuadro 19.<sup>34</sup>

34. El tamaño del periodo considerado (3 años) puede ser reducido para encontrar una relación de equilibrio de largo plazo.

Cuadro 19  
**Análisis de cointegración**  
**Variables: tasa de morosidad y cartera de alto riesgo**  
**Prueba de rango de cointegración no restricta**

Hipótesis No. of VC(s)	Valor propio	Traza estadístico	5 % Valor crítico	1 % Valor crítico
Ninguno	0.197596	14.88116	18.17	23.46
Al menos 1 *	0.098198	4.754567	3.74	6.40

La prueba de la traza señala que no hay cointegración al 5% ó 1%.

Hipótesis No. of VC(s)	Valor propio	Max-Lambda estadístico	5 % Valor crítico	1 % Valor crítico
Ninguno	0.197596	10.12660	16.87	21.47
Al menos 1 *	0.098198	4.754567	3.74	6.40

La prueba del lambda max señala que no hay cointegración al 5% ó 1%.

El resultado del cuadro 19 sostiene que para el periodo analizado (ene. 98-dic. 01) no se encuentra evidencia a favor de una relación estable de largo plazo entre la tasa de morosidad y la cartera de alto riesgo de las IMF.

Este resultado puede dar indicios sobre el hecho de que los indicadores de calidad de cartera no se muevan conjuntamente en el largo plazo sino que siguen su propia dinámica. Esta alerta se debe tomar en cuenta al elaborar conclusiones basadas en la evolución de un solo indicador. Por otro lado, y dado que los indicadores de calidad de cartera no siguen una senda de convergencia común (por lo menos para el periodo considerado), se debe estudiar el impacto de los determinantes en cada uno de ellos por separado.

La ausencia de cointegración entre las series agregadas no es generalizable a las series detalladas por tipo de institución y entidad. En algunos casos, se mantiene este resultado mientras que en otros sí se encuentra evidencia a favor de la presencia de cointegración. Este hallazgo confirma el hecho de que no se pueden hacer afirmaciones concluyentes sobre la evolución de la calidad de la cartera de una institución microfinanciera a partir del comportamiento de uno de los indicadores por separado.

## 7. ESTIMACIÓN Y RESULTADOS

En esta sección se presentan las variables empleadas y los resultados de las estimaciones de los determinantes macro y microeconómicos de la calidad de la cartera de colocaciones de las IMF.

Tal como se ha discutido antes, en el Perú existen tres indicadores de calidad de cartera: tasa de morosidad, cartera de alto riesgo y cartera pesada. Para evaluar los

impactos que las diferentes variables explicativas empleadas tienen sobre las distintas mediciones de calidad de cartera se han realizado diferentes estimaciones considerando como variable dependiente a cada uno de estos indicadores.<sup>35</sup> Empíricamente, se ha observado que el porcentaje de créditos con problemas guarda estrecha relación con el del periodo anterior, más aun cuando la frecuencia de los datos es mensual o trimestral.

Para medir el efecto y el grado de sincronización del ciclo económico sobre la tasa de morosidad se ha utilizado la tasa de crecimiento del PBI no primario presente y desfasada. Adicionalmente, y como un indicador del nivel de actividad local, se ha elaborado un índice de Producto Bruto Interno de los departamentos donde opera la IMF.<sup>36</sup> En ambos casos también se ha utilizado el componente cíclico de la descomposición ciclo-tendencia a lo Hodrick-Prescott.<sup>37</sup> Se espera que un mayor crecimiento de la producción genere mayor riqueza disponible y por lo tanto mejore la capacidad de pago de las familias y empresas, con la consiguiente reducción de sus niveles de incumplimiento. El coeficiente de ambas variables debería ser negativo.

Para medir el efecto de las restricciones de liquidez se han utilizado variables como la liquidez real y el circulante real; en ambos casos, se espera que su efecto sobre la morosidad sea negativo.

Una medida adicional de la restricción de liquidez es la tasa de interés activa en moneda nacional o extranjera, ya que incrementos en la tasa de interés encarecen la financiación de los agentes, con lo que aumenta la probabilidad de entrar en mora. Para los créditos a tasa variable, mayores tasas de interés aumentan el servicio de deuda de los prestamistas.

Ninguna de las variables empleadas para evaluar el impacto de la liquidez en la calidad de la cartera de las IMF resultó significativa. Este hecho puede deberse al grado de agregación de estas variables. Lamentablemente, la serie de tasas de interés cobradas por cada IMF para los distintos tipos de préstamos no se encuentra disponible.

Para evaluar el impacto que tiene la expansión del crédito por cada entidad sobre la tasa de morosidad que dicha entidad enfrenta, se ha utilizado la tasa de crecimiento de las colocaciones desfasada tres periodos. Excesivo interés por aumentar la cuota de mercado puede llevar a que la IMF relaje sus controles y disminuya la calidad de sus créditos. Sin embargo, un crédito nuevo no se convierte en moroso inmediatamente, sino que debe pasar un tiempo (por ejemplo, 30 días en el caso de un crédito moroso); es por esta razón que se introduce esta variable desfasada.

La capacidad de endeudamiento de los agentes se ha aproximado por el monto de colocaciones promedio por deudor de la IMF. Se espera que a medida que aumente el nivel de endeudamiento de un individuo la probabilidad de incumplimiento sea mayor. El coeficiente asociado a esta variable debería ser positivo.<sup>38</sup>

---

35. De ahora en adelante, y al utilizar tasa de morosidad, se hace alusión al concepto de calidad de cartera de colocaciones de las IMF y no exclusivamente al indicador de tasa de morosidad.

36. Un mayor detalle sobre la construcción de las variables se puede ver en el Anexo V.

37. En este caso, los resultados se mantienen.

38. Lamentablemente, la serie de número de deudores de cada IMF registrados en la central de riesgo de la SBS no se pudo conseguir.

La tecnología crediticia de cada IMF ha sido aproximada a través del monto promedio colocado por cada empleado.<sup>39</sup> El signo asociado a esta variable debería ser positivo, pues a mayor monto colocado por empleado, la capacidad de control y el seguimiento se relajan, con lo cual se rebaja la calidad de las nuevas colocaciones. Sin embargo, si el empleado no ha llegado al punto de inflexión en que el excesivo monto que ha colocado rebaja la calidad de sus controles, es posible que el coeficiente asociado sea negativo.

También se ha utilizado como variable explicativa el porcentaje de créditos refinanciados sobre el total de la cartera de colocaciones. Dado que ésta es una variable predeterminada, ha sido instrumentada mediante dos y tres desfases. Sin embargo, su inclusión no resultó significativa en ninguna de las estimaciones realizadas.

Con respecto al papel de las garantías, se ha utilizado el ratio de colocaciones con garantías autoliquidables y de lenta realización (garantías preferidas) sobre el total de colocaciones. Tal como se observó en la revisión de la literatura previa, el impacto de las garantías sobre la calidad de la cartera de una IMF no es claro.

El efecto del riesgo de crédito de las colocaciones se puede medir por la participación de las colocaciones de corto plazo sobre el total de colocaciones. A priori, se espera un signo positivo, ya que para agentes similares la probabilidad de mora en un crédito de corto plazo es menor que la de un crédito a largo plazo. Este fenómeno se observa por la pendiente positiva que tiene la curva de tasas de interés activas de algunas IMF para colocaciones a distintos plazos.

Para medir el impacto de la diversificación geográfica sobre la calidad de la cartera de una IMF, se ha utilizado como variable explicativa el número de agencias que cada IMF tiene operando en cada momento del tiempo. Se espera que este coeficiente sea positivo.

El grado de diversificación sectorial se ha medido a través del cociente de colocaciones PYME (que incluyen los créditos al agro y al sector comercio) sobre el total de colocaciones. Se espera que a medida que las colocaciones de una IMF se concentren en estos sectores, la tasa esperada de mora aumente, pues tradicionalmente éstos son considerados de mayor riesgo que el promedio, esperándose así una relación positiva entre este indicador y el nivel de morosidad.

Los incentivos de las instituciones se recogen a través del margen de intermediación de cada una de ellas. Este margen se define como la diferencia entre los ingresos y costos financieros sobre el total de activo. Si se deteriora este indicador, la IMF puede direccionar su política de colocaciones a segmentos más rentables pero más arriesgados, lo cual puede empeorar la calidad de su cartera de colocaciones.

La solvencia de una entidad también puede ser un factor microeconómico que contribuya a determinar la calidad de cartera de colocaciones, pues entidades que progresivamente van perdiendo solvencia pueden realizar procesos de “huida hacia delan-

---

39. Un ratio más exacto debería ser el monto colocado por cada analista de crédito; sin embargo, la información histórica de la cantidad de analistas de crédito de cada IMF no es consistente ni completa. En su lugar se ha considerado la serie de número de empleados, la cual es consistente en el tiempo y existe para todas las IMF. Problemas similares ocurren con el número de visitas realizadas a los prestatarios después de los desembolsos, pues no todas las IMF mantienen estadísticas, y, cuando existen, no son consistentes para todos los casos.

te”, entrando en sectores o clientes más riesgosos. Como indicador de solvencia se ha utilizado el cociente de activo fijo sobre patrimonio. Se espera que la relación entre este indicador y la calidad de cartera de colocaciones de cada institución sea de signo positivo.

El nivel de eficiencia de la gestión de cada una de las IMF se ha medido a través del ratio costos operativos entre colocaciones totales. Se espera un signo negativo del coeficiente asociado.

Un indicador del tipo de negocio y el perfil de riesgo es el cociente de colocaciones totales entre el total de activos. El signo del coeficiente asociado es incierto, pues por una parte se espera que sea positivo, debido a que la inversión crediticia tiene más riesgo que otras inversiones, como préstamos interbancarios o compra de deuda pública o corporativa. Sin embargo, en el caso de instituciones de reciente creación y que operan en segmentos desatendidos, puede existir espacio para una adecuada política de colocaciones que seleccione eficientemente a los clientes con menor probabilidad de mora esperada. En este caso, el cociente relacionado debería ser negativo.

Para aproximar la diversificación de las colocaciones por moneda, se ha incorporado la participación de las colocaciones en moneda extranjera sobre el total de colocaciones.

Adicionalmente, se han incluido variables ficticias por tipo de entidad y una variable que recoge el efecto del Fenómeno de El Niño del año 1998.

En resumen, el modelo a estimar es de la forma:

$$y_{it} = \alpha_i + \gamma y_{it-j} + \beta' x_{it} + D_i + e_{it} \quad (8)$$

donde:

$\alpha_i$ : La heterogeneidad no observable específica a cada individuo. Puede estar correlacionada con algunas de las variables microeconómicas de cada individuo. Sin embargo, la estimación, según el método de Arellano y Bond (1991), se realiza en primeras diferencias, con lo cual se elimina este problema.

$x_{it}$ : Vector de variables exógenas conformado por: la tasa de crecimiento del PBI no primario nacional y local (presente y rezagada), tasa de crecimiento de las colocaciones rezagadas, colocaciones promedio por empleado, colocaciones promedio por deudor, número de agencias, indicador de concentración de créditos en sectores agrario y las PYME, porcentaje de colocaciones con garantías, participación de las colocaciones de corto plazo en el total de las colocaciones, margen de intermediación, tasas de interés en moneda nacional o extranjera, cociente de solvencia, índice de gestión de cada institución, participación de las colocaciones en moneda extranjera y cociente de colocaciones entre el total de activo.

$y_{it-j}$ : Vector de  $j$  variables predeterminadas formado por rezagos de las endógenas o de otras variables predeterminadas. Se utilizará la tasa de morosidad, la cartera de alto riesgo, la cartera pesada y el porcentaje de colocaciones refinanciadas. El tamaño del rezago será determinado en la estimación. Esta variable contiene los instrumentos a ser empleados en la estimación.



- 48  $D_i$ : Vector de variables ficticias para capturar las diferencias por tipo de institución y el efecto del Fenómeno de El Niño de 1998.  
 $e_{it}$ : Perturbación aleatoria.

A continuación se presentan los principales estadísticos descriptivos de algunas de las variables utilizadas en las estimaciones. Los gráficos con la evolución en el tiempo de estas variables se pueden ver en el Anexo VI.

Cuadro 20  
*Estadísticos descriptivos de las variables explicativas agregadas*  
*(Ene. 98 a Dic. 01)*

	Media	Desvío	Coef. estándar	Curtosis variación	Coef. de asimetría
Crec. Col.	0.26	0.13	0.50	-0.74	-0.78
Agencias por institución	6.56	1.03	0.16	-0.12	-0.59
Col. / Deudor (soles)	2,197.70	194.36	0.09	1.67	-0.47
Col. / Emp. (miles de soles)	232.30	31.90	0.14	-0.62	0.33
Col. / Activo	0.70	0.03	0.04	0.35	0.59
Col. corto plazo / Tot. col.	0.49	0.10	0.21	33.78	5.31
Col. PYME / Tot. Col.	0.60	0.05	0.09	1.28	-1.56
Col. m. ext / Tot. Col.	0.21	0.01	0.06	-0.93	-0.05
Intermediación financiera	0.14	0.07	0.50	-1.10	-0.07
Garantías	0.26	0.03	0.11	-0.74	-0.05
Gestión	0.14	0.03	0.24	-1.42	0.46
Solvencia	0.33	0.05	0.14	0.66	0.93

Fuentes: Boletines de la SBS y Banco Central de Reserva.

Tal como se dijo anteriormente, y debido a la presencia de rezagos de la variable endógena en la ecuación de variables explicativas (8), la estimación se realiza por el Método Generalizado de Momentos, según la metodología propuesta por Arellano y Bond (1991).

Se ha señalado previamente que en el Perú existen tres maneras de medir la calidad de la cartera de una institución crediticia: la tasa de morosidad, la cartera de alto riesgo y la cartera pesada. Se han realizado estimaciones del modelo (8) considerando cada uno de estos indicadores como variable endógena. En el cuadro 21 se muestran los resultados de dichas estimaciones.<sup>40</sup>

Conviene decir que las series de tasas de morosidad y cartera de alto riesgo están disponibles para todo el periodo (enero 1998-diciembre 2001). En estos casos se estima un panel no balanceado de 856 observaciones, pues no todas las IMF operan a lo largo de este periodo. Cuando se utiliza como variable endógena la cartera pesada y debido a

40. Las series están expresadas en logaritmos, por lo que el coeficiente estimado se puede interpretar como la elasticidad de la variable endógena con respecto a la explicativa.



que esta serie se encuentra disponible a partir de enero de 2001, el panel no balanceado utilizado para este periodo está formado por 333 observaciones.

Se emplea un panel formado por instituciones crediticias que pertenecen a todos los tipos de IMF que operan en el Perú: las cajas municipales (CMAC), las cajas rurales (CRAC), las EDPYME, los bancos y financieras.

Las CMAC utilizadas en la estimación han sido: Sullana, Piura, Huancayo, Arequipa, Cusco, Maynas, Ica, Paita, Santa, Trujillo, Tacna, Pisco y Chincha. Mientras que las CRAC que formaron parte del panel de datos fueron Del Sur, San Martín, Quillabamba, Chavín, Señor de Luren, Libertadores de Ayacucho, Cruz de Chalpón, La Libertad, Profinanzas, Cajamarca, Primera, Los Andes y Confianza. También se consideraron las siguientes EDPYME: Crear Arequipa, Crear Tacna, Edyficar, Nueva Visión, Proempresa y Raíz. Se incorporaron, además, el Banco de Trabajo, Mibanco y Financiera Solución.

Los coeficientes se obtienen mediante el procedimiento *one step* de Arellano y Bond, y en todos los casos son robustos a heterocedasticidad. Las estimaciones se han realizado en el programa Stata 7.0. En ningún caso existe autocorrelación de segundo orden y el test de Sargan no rechaza la validez de los instrumentos utilizados. La estimación también se realizó con datos trimestrales, y los resultados se mantienen.

De acuerdo con la ecuación (8) y tomando en cuenta la cantidad de observaciones disponibles para el periodo comprendido entre enero de 1998 y diciembre de 2001, se disponen de 1,097 instrumentos para la variable endógena rezagada. Como se mencionó previamente, cada instrumento genera una condición de ortogonalidad diferente. El programa utilizado sólo admite 783 instrumentos, lo cual implica que el número máximo de rezagos permitido es de 22 meses, es decir que el vector de instrumentos de la endógena rezagada un periodo es de la forma:  $\{y_i\} = \{y_{t-2}, \dots, y_{t-28}\}$ . Esta restricción en el número de rezagos de los instrumentos no reduce la bondad del proceso de estimación de MGM y convergencia en torno al mínimo de la función objetivo. En el caso de las estimaciones para el periodo enero 01-diciembre 01 (estimaciones de cartera pesada), la variable endógena rezagada ha sido instrumentada con el máximo de rezagos posibles.

De los tres modelos estimados, el que presenta niveles de significancia conjunta mayores (prueba F)<sup>41</sup> es el que emplea como endógena la cartera pesada. Este resultado no es sorprendente, pues, tal como se ha discutido antes, éste es el indicador de calidad de cartera más exacto, estable y menos sometido a distorsiones contables o de reasignación de activos. Asimismo, la ecuación que emplea cartera pesada es la que tiene mayor cantidad de variables significativas a nivel individual, lo cual es un indicio sobre la mayor sensibilidad de esta variable a los factores macro y microeconómicos que determinan la calidad de cartera de una IMF.

Las endógenas rezagadas un periodo son significativas y de signo positivo. En los casos de tasa de morosidad y cartera de alto riesgo, cada uno por ciento de incremento en el periodo anterior se traslada en 0.80% y 0.71% al periodo siguiente. Sin embargo, de cada uno por ciento de deterioro en la cartera pesada el periodo anterior se

41. Los valores de los estadísticos F fueron para tasa de morosidad:  $F(16,839)=374$ ; para cartera alto riesgo:  $F(16,839)=58.19$ ; para cartera pesada:  $F(725,316)=725.20$ .

Cuadro 21

*Resultado de las estimaciones para los tres indicadores de calidad de cartera*

	Variables explicativas	Ecuac. cartera pesada	Ecuac. cartera alto riesgo	Ecuac. tasa de morosidad
		Coef.	Coef.	Coef.
<b>Endógenas rezagadas</b>	Cartera pesada <sub>t-1</sub>	0.207 (0.000)		
	Cart. alto riesgo <sub>t-1</sub>		0.714 (0.000)	
	Tasa de morosidad <sub>t-1</sub>			0.806 (0.000)
<b>Agregadas</b>	Crec. PBI local <sub>t-2</sub>	-1.555 (0.001)	0.0224 (0.878)	-0.036 (0.810)
<b>Específicas</b>	Crec. colocaciones <sub>t-3</sub>	-0.334 (0.003)	-0.032 (0.582)	0.028 (0.130)
	Colocaciones por empleado	-0.954 (0.022)	-0.034 (0.808)	0.065 (0.260)
	Colocaciones por deudor	-0.147 (0.704)	0.158 (0.146)	-0.033 (0.496)
	Número de agencias	-0.462 (0.102)	0.055 (0.677)	0.036 (0.421)
	Créditos al agro, comercio y las PYME sobre total coloc.	0.486 (0.000)	0.014 (0.175)	0.016 (0.024)
	Porcentaje de colocaciones garantizadas	0.348 (0.036)	-0.060 (0.021)	-0.048 (0.054)
	Colocaciones corto plazo sobre total	0.005 (0.891)	-0.008 (0.386)	0.001 (0.973)
	Margen intermediación	-1.956 (0.000)	-0.015 (0.309)	-0.015 (0.209)
	Solvencia	0.299 (0.533)	0.034 (0.714)	0.055 (0.425)
	Gestión	-0.446 (0.040)	-0.004 (0.917)	0.018 (0.355)
	Colocaciones ME	-0.000 (0.004)	0.000 (0.039)	0.000 (0.365)
	Colocaciones sobre activos	1.672 (0.000)	-0.120 (0.350)	-0.133 (0.095)
	<b>Ficticias</b>	CMAC	-0.127 (0.290)	-0.008 (0.374)
CRAC		-0.126 (0.326)	-0.001 (0.922)	-0.001 (0.868)
<b>Intercepto</b>	Constante	0.468 (0.000)	-0.002 (0.775)	-0.004 (0.370)

\*Los números en paréntesis corresponden a los p-values. Aquellos coeficientes significativos al 95% están sombreados.

\*El título de la primera fila hace referencia a la variable endógena.

traslada al presente el 0.207%. Este resultado es consecuencia de la estructura temporal que tiene cada una de estas series. Rezagos mayores a uno no fueron significativos en todos los casos.

Con respecto a las variables agregadas y en el caso de la cartera pesada, la tasa de crecimiento del PBI regional no minero desfasado dos periodos es significativa. El signo negativo del coeficiente significa que la cartera pesada es contracíclica. Incrementos de uno por ciento en el nivel de actividad de las regiones donde operan las IMF generan reducciones de 1.5% en la cartera pesada dos periodos hacia delante, es decir que las fluctuaciones del nivel de actividad local se transmiten relativamente rápido y de manera importante a la calidad de cartera de una IMF. En el caso de la cartera de alto riesgo y de la tasa de morosidad, esta variable resulta no significativa.

El uso del PBI regional no minero está plenamente justificado por la naturaleza local del ámbito geográfico en el que operan las IMF. Con excepción de los bancos y las financieras empleadas, el resto de IMF opera en un número limitado de regiones. La tasa de crecimiento del PBI no primario nacional resultó no relevante en todos los casos.

Las variables asociadas al nivel de liquidez de los agentes (circulante, liquidez real, tasa de interés activa en moneda nacional —tamn— y tasa activa en moneda extranjera —tamex—) no fueron relevantes para determinar la calidad de la cartera de colocaciones bajo ninguna de las tres mediciones.<sup>42</sup>

En lo referente a los determinantes microeconómicos de la calidad de la cartera de colocaciones, la tasa de crecimiento de las colocaciones de cada IMF rezagada tres periodos es significativa para explicar la cartera pesada. El signo del coeficiente es negativo. Es decir que por cada punto porcentual en que se incrementaron las colocaciones de hace tres meses, la cartera pesada presente debe reducirse en 0.33%. Este resultado parece señalar que las nuevas colocaciones de las IMF son de mejor riesgo crediticio que las anteriores, pues contribuyen a mejorar la calidad de su cartera. Esto es consistente con lo observado en las IMF donde las colocaciones han aumentado a una tasa mayor que el deterioro de su cartera. Este fenómeno puede ser un efecto de corto plazo.

Las variables colocaciones promedio por deudor y número de agencias no fueron significativas en ninguno de los casos.

El monto colocado en promedio por cada empleado de las IMF es significativo y afecta de manera negativa a la cartera pesada de cada institución. Este resultado parece sugerir que aún no se ha alcanzado el punto de quiebre entre los créditos que colocan los empleados y aquellos que pueden supervisar adecuadamente. Sin embargo y para una mejor precisión de la relación entre estas variables, en lugar del número de empleados se debe utilizar el número de analistas de crédito de cada IMF.

En el caso del porcentaje de colocaciones con garantías autoliquidables y de lenta realización, se obtienen conclusiones diferentes, ya que en el modelo de cartera pesada el coeficiente es positivo (0.35%), mientras que para el caso de cartera de alto riesgo se estima un coeficiente negativo, aunque bastante menor en valor absoluto (-0,06%). Este resultado parece reforzar la afirmación de Murrugarra y Ebentreich (1999), quienes

---

42. Lamentablemente y a pesar de las gestiones realizadas, no se pudo conseguir la tasa de morosidad departamental.

52 sostienen que para los microcréditos dicho indicador no captura el efecto de otros tipos de garantías.

En los casos de tasa de morosidad y cartera pesada, la mayor concentración de colocaciones en los sectores de microempresas (incluye agro y comercio) deteriora la calidad de la cartera de la IMF. La cartera pesada presenta una elasticidad de 0.48 ante el incremento de uno por ciento en la participación de las colocaciones a cualquiera de estos sectores sobre el total de colocaciones de cada institución. En el caso de la cartera de alto riesgo, este coeficiente no es significativo. Sin embargo si se estima el modelo para las CRAC, el efecto de estas variables es positivo y significativo.

De manera similar a la evidencia encontrada por Saurina (1998), la elasticidad de la cartera pesada con respecto al margen de intermediación es negativa y muy significativa. Esta variable puede interpretarse como una medición de los incentivos, pues deterioros en el margen de intermediación pueden llevar a las IMF a buscar colocar en sectores más rentables pero con mayor riesgo de crédito.

En lo que se refiere a la gestión administrativa de las instituciones, el ratio de costos operativos sobre el total de colocaciones afecta de manera negativa a la cartera pesada; es decir que para dos IMF similares, aquella que presente menores costos operativos tendrá una cartera pesada esperada mayor. La elasticidad estimada es de -0.446, lo cual significa que cada uno por ciento de incremento en el ratio de gestión reduce en 0.466% la cartera pesada. En los casos de tasa de morosidad y cartera pesada esta variable resultó no significativa.

La participación de las colocaciones en moneda extranjera sobre el total de colocaciones es significativa en modelos de cartera pesada y de alto riesgo. Sin embargo el reducido valor de la elasticidad estimada hace necesario que para que se produzcan cambios de uno por ciento en la variable endógena, la participación de las colocaciones en moneda extranjera debería crecer por encima del mil por ciento.

También se debe destacar la alta elasticidad (1.67) de la cartera pesada con respecto al cociente de colocaciones sobre activos totales de la IMF. Esta variable aproxima el perfil del riesgo del negocio de cada institución y está determinada por la composición de la cartera de créditos, ya que las colocaciones a individuos o empresas de tamaño reducido presentan mayor riesgo que financiar a gobiernos o corporaciones. Un incremento de uno por ciento en este ratio genera un aumento de 1.67% en la cartera pesada.

Las variables ficticias sobre los diferentes tipos de entidades no resultaron significativas en ninguno de los casos. La variable *dummy* que recoge el efecto del Fenómeno de El Niño de 1998 no es significativa cuando se utiliza toda la muestra: este resultado cambia si la estimación se realiza sólo para las instituciones que operan en los departamentos más afectados. Los resultados de la estimación del modelo para cada uno de los tipos de entidades se pueden observar en el Anexo VII.

Como una evaluación del grado de robustez de los resultados al grado de endogeneidad en las variables explicativas, se han realizado estimaciones considerando como endógenas a las variables que representan el tipo de negocio o nivel de riesgo (garantías sobre colocaciones y colocaciones sobre activo). Dichas variables se instrumentan a través de rezagos. En estos casos los signos y niveles de significancia se mantienen.

Para evaluar la robustez de las estimaciones a las dimensiones del panel, se han realizado estimaciones para tamaños de muestra y periodos diferentes, y los resultados

no varían significativamente. De forma adicional y dado que la información sobre cartera pesada sólo está disponible a partir de enero del 2001, se han reestimado los tres modelos para ese periodo y los resultados se mantienen.

## 8. LOS ESTUDIOS DE CASO

La presentación de los siguientes estudios de caso tiene como objetivo complementar el análisis general de la morosidad en las IMF, realizado en la sección anterior. El análisis particular de los casos seleccionados permitirá avanzar y profundizar en el estudio y la explicación de la morosidad de las instituciones microfinancieras con elementos que pueden no estar totalmente reflejados en el análisis general. Es de interés para este estudio analizar con más detalle la tecnología crediticia que las IMF utilizan para la evaluación, control y recuperación de los créditos que se encuentran en calidad de morosos, así como el sistema de incentivos que las instituciones mantienen para estimular el repago de los créditos por parte de sus clientes y para mantener bajos niveles de mora en las carteras de sus analistas. Asimismo, se pretende delinear algunas características socioeconómicas de los clientes que mantienen créditos atrasados, a fin de establecer si existen diferencias importantes con aquellos que se mantienen al día en sus pagos. Por otra parte, también se ha indagado sobre las causas que llevan a los prestatarios a entrar en una situación de mora y las acciones que toman los clientes para remediarla. Finalmente, se revisa brevemente la política de provisiones que las instituciones mantienen para enfrentar el incumplimiento del pago de sus créditos a fin de analizar si éstas recogen adecuadamente el riesgo implícito en los créditos.

### Las instituciones seleccionadas

La propuesta inicial de la investigación consideraba la realización de tres estudios de caso. Las instituciones seleccionadas para tales efectos fueron la CMAC Huancayo, la EDPYME Confianza y la CRAC Profinanzas. Sin embargo, faltando tres semanas para la finalización del estudio, la CRAC Profinanzas se negó a proporcionar la información requerida argumentando atravesar por problemas internos (auditoría interna), que no le permitían atender requerimientos externos de información. Esta situación llevó a la reducción de los estudios de caso, quedando tan sólo dos: la CMAC Huancayo y la EDPYME Confianza.<sup>43</sup>

Un aspecto importante a considerar en la selección de estas entidades es que fueran instituciones microfinancieras diferentes con relación al público que atienden (rurales/urbanos) y con características institucionales distintas. Es por ello que el estudio que se presenta a continuación considera una CMAC y una EDPYME, porque ambas instituciones mantienen características institucionales diferentes. Mientras que la CMAC tiene una orientación urbana, la de la EDPYME es más bien rural, a juzgar por la distri-

---

43. Se intentó reemplazar la CRAC Profinanzas por la CRAC Prymera, pero pese a todos los esfuerzos realizados no se pudo concretar la realización del trabajo de campo en los plazos establecidos.

**54** bución de sus colocaciones totales en los distintos sectores económicos. Por otro lado, a diferencia de la CMAC, la EDPYME es una IMF no habilitada para captar recursos del público.

### **Metodología usada**

La información que se presenta a continuación fue recogida a través de dos canales. El primero, a través de las propias IMF, por medio de una entrevista a sus funcionarios (presidentes ejecutivos y/o jefes de crédito)<sup>44</sup> sobre la base de un cuestionario de preguntas referidas a la tecnología que emplean para colocar sus créditos, supervisarlos y recuperarlos una vez que entran en situación de mora; y otras preguntas de carácter cuantitativo sobre la distribución de la cartera morosa y las provisiones según tipo de crédito y sector. El segundo canal de recopilación de información consistió en la entrevista a una muestra de clientes en situación de mora, para indagar sobre sus características socioeconómicas, causas del incumplimiento y medidas adoptadas al respecto.<sup>45</sup> Para llegar hasta los clientes morosos y poder entrevistarlos, se acompañó a los analistas, durante dos días, en las visitas que éstos realizan para recuperar sus créditos.

La información fue recopilada entre octubre del 2002 y enero del 2003. Vale la pena hacer aquí un comentario acerca de las dificultades que se han debido enfrentar para la obtención de la información.

La morosidad es un tema delicado y hasta incómodo tanto para los prestamistas como para los prestatarios. La tarea de investigar sobre clientes morosos, las causas de la mora, etc., fue difícil, porque tanto las IMF como los prestatarios mostraron al inicio un fuerte rechazo a colaborar con la investigación, proporcionando información sobre su cartera morosa y su situación de morosidad respectivamente. Las IMF argumentaban razones relacionadas con el “secreto bancario” para no revelar la identidad de sus clientes en mora, y los prestatarios mostraban una serie de temores a declarar sobre su situación de morosidad. Por otro lado, la obtención de la información con las propias IMF fue complicada, debido a que no siempre se coincidió con periodos de relativa disponibilidad de tiempo en los calendarios que estas instituciones manejan. No obstante, una vez que se logró vencer la resistencia se recibió mucho apoyo y colaboración para realizar el “trabajo en campo”, lo que se agradece desde ya.

A continuación son presentados los resultados obtenidos del análisis de la información recopilada.

### **8.1. La CMAC Huancayo**

En el mes de mayo de 1980, el gobierno peruano promulgó el Decreto Ley 23039, autorizando la creación de las Cajas Municipales de Ahorro y Crédito (CMAC) fuera del perímetro de Lima y Callao, y estableciendo que deberían ser reguladas por la SBS.

Mediante D.S. No. 191-86-EF del 4 de junio de 1986 y la Resolución No. 599-88 del 25 de julio de 1988, dada por la SBS, se autorizó el funcionamiento de la CMAC

---

44. En el anexo I se detalla el nombre de la persona entrevistada y contactada en cada caso así como el cuestionario aplicado.

45. En el anexo I se encuentra el cuestionario a los clientes morosos.



Huancayo. Sus operaciones fueron iniciadas el 8 de agosto de 1988. El objetivo de esta institución es atender a los sectores de la población que no pueden lograr un crédito en la banca tradicional, de forma que puedan acceder a mejores niveles de vida. En lo que corresponde a la captación de ahorros, tiene la finalidad de reinvertir recursos en la región, contribuyendo así al desarrollo de la actividad microempresarial de la zona.

La CMAC Huancayo cuenta con cuatro agencias ubicadas en el departamento de Junín (Huancayo, Tarma, La Merced y La Oroya) y una oficina especial en el departamento de Pasco. Su oficina principal se encuentra en la ciudad de Huancayo. A junio del 2002, la CMAC Huancayo era responsable del 7.50% del total de colocaciones del subsistema de cajas municipales.

El cuadro 22 muestra algunos indicadores financieros de esta institución, que evidencian la tendencia creciente seguida por todos ellos. Entre 1999 y el 2001, la CMAC Huancayo ha expandido significativamente sus colocaciones brutas, llegando a ser, en el 2001, aproximadamente 18 millones de dólares, de la misma manera que sus captaciones han tenido un crecimiento promedio anual muy por encima del 100%.

Cuadro 22  
*CMAC Huancayo, indicadores financieros(miles de dólares)*

Indicador	1999	2000	2001	Var. % prom. 1999-2001
Patrimonio	1,183	2,634	3,798	83.4
Utilidad neta	531	701	1,166	49.2
Colocaciones brutas	6,743	11,501	17,911	63.1
Depósitos	3,364	8,558	16,178	121.7
Número de deudores	113,910	170,107	398,311	91.7

Fuente: SBS, Alvarado y Galarza. Estudio del mercado microfinanciero de Huancayo. Lima, Consorcio de Investigación Económica y Social, 2004.

Elaboración: Propia.

Esta expansión en el mercado microcredicio se ha visto reflejada en el crecimiento de la utilidad neta y del patrimonio de la institución, lo cual permite afirmar que se trata de una IMF sólida. Debe mencionarse que ésta es una institución que cuenta ya con quince años de operación en la plaza microfinanciera, lo cual le ha permitido consolidarse y ganar experiencia en el negocio del mercado microcredicio peruano.

### Los productos crediticios

Los productos crediticios ofrecidos son créditos individuales bajo las siguientes modalidades: crédito empresarial (PYME), crédito personal, crédito agrícola, crédito pignoraticio, crédito paralelo y de libre amortización.

Cuadro 23  
**CMAC Huancayo, 2001**  
*Distribución de la cartera bruta por tipo de crédito*

	Monto (Miles de US \$)	%
Créditos a PYME	11,087	61.9
Créditos personales	5,069	28.3
Créditos agropecuarios	1,594	8.9
Créditos pignoraticios	161	0.9
<b>Total de cartera bruta</b>	<b>17,911</b>	<b>100</b>

Fuente: CMAC Huancayo. Memoria anual 2001.

Como puede observarse en el cuadro 23, los créditos a la pequeña y microempresa representaron el 61.9% del total de la cartera bruta del año 2001. Le siguen en importancia los créditos personales con el 28.3% de la cartera, los créditos agrícolas con el 8.9% y los créditos pignoraticios con una mínima participación (0.9%). Debe mencionarse que la participación de la cartera agropecuaria en el total de las colocaciones ha disminuido en los últimos años: en 1999 representaba el 11.7% del total,<sup>46</sup> lo que demuestra la reorientación de la institución hacia la atención de demandas crediticias en el ámbito urbano.

La mayoría de los préstamos PYME son de corto plazo y para el financiamiento de capital de trabajo, la adquisición de maquinarias y equipo, construcción de instalaciones etc. Al contrario de los créditos PYME, los créditos agrícolas presentan un plazo mayor; dentro de este rubro es posible obtener préstamos de hasta 60 meses cuando se trata de la adquisición de activo fijo. La mayor parte de los créditos se pagan en cuotas mensuales, con excepción de los préstamos agrícolas, cuyo pago se realiza, por lo general, en una sola cuota al final de la campaña agrícola.

Es importante mencionar la existencia de una diferenciación de los productos crediticios en función de la historia crediticia de los clientes, es decir, existe una atención diferenciada entre los que ya son “buenos” clientes de la CMAC y aquellos que por primera vez solicitan un crédito. Éste es el caso de los créditos **paralelo y de libre amortización**, que están dirigidos a los antiguos clientes que han cancelado sus créditos de forma puntual. Estos créditos son muy de corto plazo (6 meses ó 45 días) y funcionan como una especie de “sobregiros” de los clientes. Este tipo de productos crediticios funcionan como incentivos para que los clientes mantengan un buen historial crediticio y, en otras palabras, mantengan al día sus pagos. Los antiguos clientes que han demostrado ser puntuales en sus pagos, tienen acceso a estos créditos adicionales.

46. Ver Alvarado y Galarza (2004).

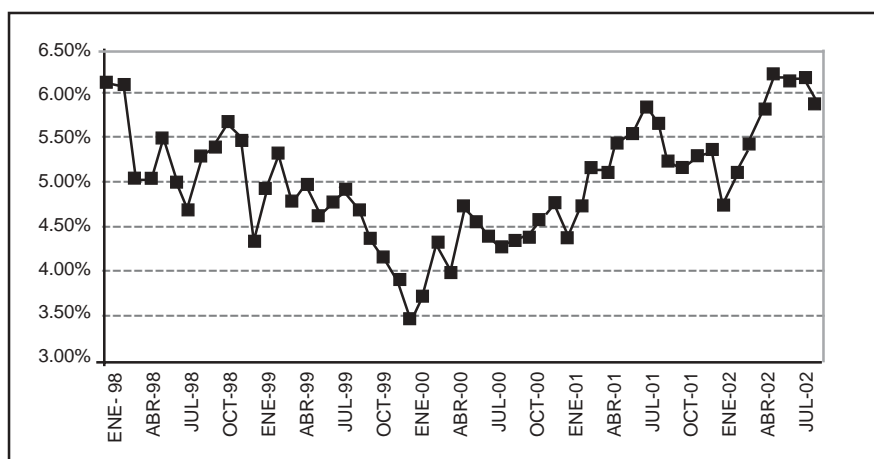


**La morosidad**

Se analizarán tres indicadores de la calidad de cartera de la institución, relacionados con el nivel de cumplimiento en el repago de los créditos que registra la CMAC: la tasa de morosidad, la cartera de alto riesgo como porcentaje de las colocaciones totales y la cartera de alto riesgo como porcentaje de la cartera total.

Entre 1998 y 1999, la tasa de morosidad, medida como el porcentaje de la cartera bruta que se encuentra en atraso, disminuyó significativamente tal como lo muestra el gráfico 6. A partir del año 2000, la morosidad volvió a crecer, llegando a alcanzar los niveles registrados a inicios del 98. A julio del 2002, la morosidad alcanzada era de 5.9%.

Gráfico 6  
*Tasa de morosidad de la CMAC Huancayo*



Fuente: SBS.  
Elaboración: Propia.

La distribución de la morosidad entre los distintos segmentos de la cartera crediticia revela (ver cuadro 24) que los créditos pignoraticios tienen la mayor mora (7.71% en el 2001), lo que no se traduce en elevados niveles de morosidad para la institución debido a su reducida participación en el total de colocaciones (0.9%) de la CMAC. De igual manera que el crédito pignoraticio, los créditos PYME y agropecuario presentan altas tasas de morosidad (5.8% y 5.1% respectivamente), que se han visto elevadas entre el 2000 y el 2001. A diferencia de estos créditos, el crédito de consumo es menos moroso y su nivel de mora ha disminuido notablemente entre el 2000 y el 2001.

La distribución de la cartera morosa entre créditos atrasados y créditos en cobranza judicial se muestra en el cuadro 25. Mientras que los créditos en cobranza judicial se encuentran alrededor del 60% de la cartera atrasada, los créditos en atraso (pero aún no procesados judicialmente) representan casi el 40% de la cartera en incumplimiento. Los porcentajes de participación de ambos rubros no han variado sustancialmente en el periodo 2000-2001. Por otro lado, la última columna del cuadro 24 muestra la variación porcentual de los montos de los créditos en situación de cobranza judicial y atraso, lo

Cuadro 24

*CMAC Huancayo, tasa de morosidad por tipo de crédito*

Tipo de crédito	2000	2001
PYME	4.45	5.83
Agropecuarios	4.05	5.14
Consumo	4.05	2.21
Pignoraticio	7.26	7.71
<b>Total</b>	4.42	4.76

Fuente: CMAC Huancayo.

que indica un fuerte crecimiento del retraso en los pagos de los créditos, y esto quiere decir que el crecimiento del indicador de mora se debe principalmente al aumento del incumplimiento en los pagos antes que al crecimiento de los créditos con procesos judiciales.

Pudimos obtener información sobre los gastos ocurridos en el manejo de la cartera morosa para la institución entre el 2000 y el 2001. Lo que se observa es un significativo crecimiento de los gastos ocasionados para el seguimiento de la cartera morosa, pues se registra una variación porcentual mayor que el 100%.

Cuadro 25

*Distribución de la cartera atrasada según situación de los créditos (en porcentajes)*

Situación	2000	2001	Variación % del monto 2000-2001
Cobranza judicial	58.72	57.16	63.4
Atrasados (vencidos)	41.28	42.84	73.8
<b>Total</b>	100.00	100.00	69.7

Fuente: CMAC Huancayo.

Cuadro 26

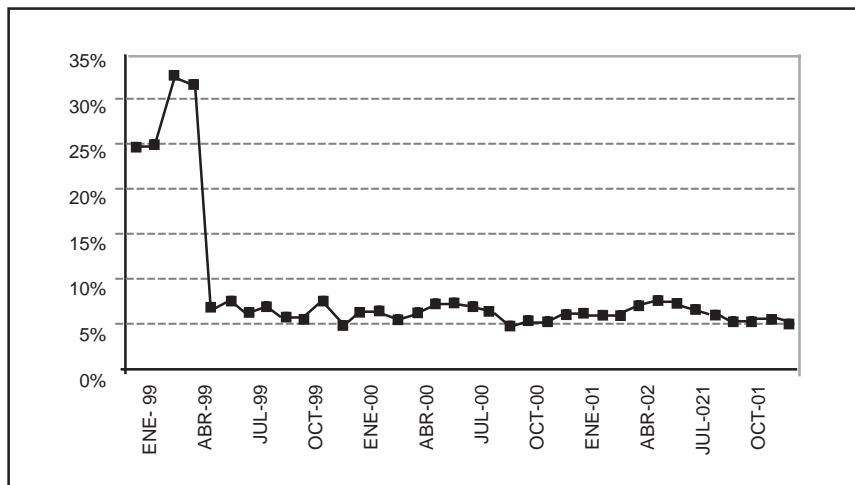
*Gastos de administración de la cartera morosa (miles de dólares)*

	2000	2001	Variación %
Gastos judiciales	15	32	113.3
Gastos varios (notariales)	7	14	100
<b>Total</b>	22	46	109.1

Fuente: CMAC Huancayo.

Otro indicador de la morosidad que registran los créditos es su cartera de alto riesgo, definida como el total de la cartera atrasada más los créditos refinanciados y reestructurados.

Gráfico 7  
**CMAC Huancayo, cartera de alto riesgo como porcentaje de las colocaciones totales**



Fuente: SBS.  
 Elaboración: Propia.

Con excepción de los primeros meses del año 1999, donde la cartera de alto riesgo llegó a representar casi el 35% de la cartera de colocaciones, en el resto del periodo (mayo 1999-diciembre 2001) dicha participación disminuyó, fluctuando en un intervalo de 4 a 8%.

Finalmente, la morosidad de los créditos de una institución financiera puede ser evaluada a partir de su cartera pesada. El gráfico que se presenta a continuación muestra la evolución de la cartera pesada como porcentaje de las colocaciones totales durante el año 2001.

En términos generales, el porcentaje de cartera pesada ha fluctuado mucho durante el año 2001, pero no ha alcanzado valores elevados: el rango de fluctuación se ha definido entre 6.5% y 9%, y la tendencia de los últimos meses del año 2001 es decreciente.

Gráfico 8  
**CMAC Huancayo, cartera pesada como porcentaje de las colocaciones**

