
Un sistema de clasificación (rating) de acreditados (1)

Carlos Trucharte Artigas
Antonio Marcelo Antuña

En función de la posibilidad que, para las entidades de crédito individuales, establece la actual propuesta de reforma del Acuerdo de Capital de 1988 (Basilea II) a la hora de calcular sus requerimientos mínimos de capital a partir de sus procedimientos internos de medición y gestión de riesgo, el objetivo de este artículo es aproximarse a dichos procedimientos obteniendo un sistema de clasificación (*rating*) de acreditados (empresas) que sirva como herramienta de apoyo alternativa a la nueva función supervisora que se deriva de la reforma propuesta en Basilea. Utilizando información de impagos y económica/financiera de los distintos acreditados, se estima un modelo de regresión logístico, de forma que, a partir de las puntuaciones que se obtienen del mismo, se establece una clasificación que, finalmente, permite obtener las categorías (homogéneas) en las que quedan clasificados los diferentes acreditados, así como las probabilidades de impago asignadas a las mismas. El trabajo incluye, además, las posibles aplicaciones que, desde un punto de vista de la autoridad supervisora, posee un sistema de *rating*.

1. INTRODUCCIÓN

Poco a poco, las distintas entidades bancarias están integrando, en sus sistemas internos, modelos y procedimientos propios para mejorar la precisión y efectividad con la que gestionar y medir el riesgo de crédito subyacente en sus carteras. Esta tendencia se espera que continúe, especialmente después de la publicación por parte del Comité de Supervisión Bancaria de Basilea (CSBB) del conjunto de documentos consultivos que constituyen la actual propuesta de reforma del Acuerdo de Capital de 1988 (Basilea II) (2). Esta propuesta, además de fomentar el desarrollo e implementación de dichos modelos internos, intenta acercar las medidas de capital regulatorio a las valoraciones internas de capital (económico) que estos proporcionan en cada banco. En este último sentido, esta reforma supondrá un marco operativo novedoso y, por tanto, desconocido hasta el

NOTA: Este artículo es responsabilidad de los autores.

(1) Los autores agradecen especialmente la inestimable ayuda recibida de G. Sarachu en la obtención de los datos necesarios para poder realizar este trabajo y sin la cual no se podría haber llevado a cabo. También agradecen las valiosas aportaciones realizadas por los componentes del Grupo de Coordinación de Modelos, de la Dirección General de Supervisión, del Banco de España, así como las sugerencias recibidas de M. Pellicer. En cualquier caso, los errores que pudieran subsistir en el texto son responsabilidad única de sus autores.

(2) BIS (2001).

momento, con respecto a las técnicas de supervisión tradicionales. En consecuencia, se plantea como indispensable para las autoridades supervisoras adecuar sus recursos disponibles a tal entorno y, en definitiva, desarrollar cuantas técnicas y herramientas sean necesarias para hacer frente a los nuevos retos y objetivos que se establecen a partir de Basilea II.

El paquete de documentos consultivos publicados por el CSBB en enero de 2001 establece, entre otras novedades, que, para aquellas entidades que decidan adoptar el enfoque IRB (*Internal Rating-Based Approach*), los requerimientos mínimos de capital se calculen a partir de una serie de ponderaciones de riesgo basadas en unas probabilidades de impago (*PD*) obtenidas mediante la utilización de un sistema interno de clasificación y calificación de sus acreditados (*rating*). En definitiva, las entidades que decidan adoptar tal enfoque (en el futuro se espera que sean un número importante, o, al menos, las que más peso tienen en el sistema) tendrán que desarrollar e implementar tales sistemas de clasificación y, en consecuencia, la autoridad supervisora tendrá que adaptar sus sistemas de supervisión a esta nueva situación.

Con este trabajo se intenta dar un paso más en este sentido, desarrollando un sistema de clasificación de acreditados (empresas) para el conjunto de las entidades de crédito españolas. Antes de seguir adelante, es necesario establecer que este artículo no trata de ser un modelo a seguir, sino que sus objetivos son puramente ilustrativos. En concreto, trata de ser una referencia adicional, en la medida en que analiza el sistema crediticio en su totalidad, intenta reflejar algunos de los puntos clave que debe poseer un sistema de clasificación interno y busca obtener un conjunto de subproductos fundamentales (probabilidades de impago, principalmente) para la nueva función supervisora. El contraste y verificación de las probabilidades de impago y de los requerimientos de capital, la sensibilidad de los mismos al ciclo económico, la obtención de medidas de capital procedentes de distribuciones teóricas alternativas al enfoque IRB para su comparación y uso por la autoridad supervisora en virtud del *Pilar II* y, en general, el conocimiento mediante el uso de técnicas similares de las carteras de cada una de las entidades de crédito, son las principales tareas supervisoras a las que daría apoyo un sistema propio de *rating* por parte del regulador.

Establecido lo anterior, este artículo se estructura de la siguiente manera. La sección segunda ofrece una breve introducción a los sistemas de *rating* en general, y al desarrollado en este trabajo en particular. En la sección tercera se explica detalladamente el proceso seguido en la elaboración de la muestra utilizada y sobre la que se basa el sistema de *rating* obtenido. En la sección cuarta se detalla el porqué de realizar como paso previo un análisis univariante de las variables financieras, potenciales regresores del modelo desarrollado en la sección siguiente. El apartado quinto recoge los resultados del modelo multivariante estimado, que sirve como base para la obtención del sistema de clasificación de acreditados buscado. En la sección sexta se obtiene el sistema definitivo de clasificación a partir de las puntuaciones que se derivan del modelo estimado en el apartado anterior (en concreto, se obtienen las categorías en

las que quedan clasificados los distintos acreditados, así como las probabilidades de impago de cada una de ellas). La sección séptima muestra las posibles aplicaciones (fundamentalmente, desde el punto de vista supervisor) de los resultados obtenidos mediante el sistema de clasificación, para terminar con un resumen y las principales conclusiones del trabajo.

2. SISTEMAS DE CLASIFICACIÓN DE ACREDITADOS

Las características fundamentales de todo sistema de clasificación de acreditados son, por un lado, su propiedad de medir el riesgo de crédito en general y, por otro, ser capaz de diferenciar grupos homogéneos de riesgo entre los acreditados de una cartera, a partir de sus características individuales (*ratios* financieras fundamentalmente). En este sentido, los sistemas de *rating* abarcan cualquier procedimiento (cuantitativo o cualitativo) que permita hacer una valoración, lo más correcta posible, del riesgo de impago inherente a una cartera de crédito, a partir de la división de los acreditados en grupos homogéneos. Además, se puede obtener una característica adicional de cada uno de estos grupos, como es su probabilidad de impago, que, junto con otras variables y dependiendo del modelo estadístico utilizado, determine las distribuciones de probabilidad de pérdidas de donde se obtienen las medidas de capital correspondientes.

Como se ha apuntado anteriormente, los sistemas de clasificación pueden ser de muy diverso tipo, dependiendo fundamentalmente de la información que se utilice y de cómo sea su naturaleza (cuantitativa o cualitativa). El sistema que se desarrolla en este trabajo se enmarca dentro de aquellos que, utilizando información financiera (datos de balance y cuenta de resultados) de acreditados bancarios, está basado en métodos cuantitativos para establecer la relación existente entre la variable objeto de estudio (la que representa el evento del impago) y un conjunto de *ratios* financieras. Hay que resaltar que el ánimo de este trabajo no es establecer los objetivos y las características generales que debe poseer todo sistema eficiente y preciso de clasificación de acreditados (3), sino plantear la obtención de un sistema basado en información financiera y de impagos que permita obtener una clasificación de los acreditados que forman parte de las carteras de las entidades de crédito españolas. Se trata, pues, de construir un modelo estadístico que explique los determinantes que hacen que un acreditado en particular impague o no (4).

(3) Para tener una panorámica genérica, detallada y bien desarrollada de los objetivos y características generales que debe poseer todo sistema de *rating*, ver el manual publicado por la *Office of the Comptroller of the Currency (OCC)*, abril 2001.

(4) Se considerará que un acreditado incurre en un impago (coincidiendo con la definición establecida en Basilea II) cuando concorra en su condición alguna de las siguientes situaciones:

- Cuando, habiendo transcurrido más de 90 días desde el vencimiento de una cuota en alguna de sus obligaciones crediticias contraídas, aquella no haya sido satisfecha.
- En general, cuando el acreditado incurra en situaciones que supongan un deterioro grave de su solvencia. En particular, suspensión de pagos o cualquier otro tipo de estado en el que, dada su gravedad, los prestamistas necesiten un nivel muy elevado de protección.
- Cuando quede determinado, por circunstancias lo más ciertas posible, que el acreditado es incapaz de satisfacer en su totalidad sus obligaciones crediticias, sea tanto el principal como los intereses correspondientes.

Los trabajos pioneros que utilizan información financiera para identificar y predecir el riesgo de crédito (fundamentalmente, suspensión de pagos o quiebras) en un conjunto de empresas son los de Beaver (1967), basado en el análisis univariante de 30 *ratios*, y el Z-score de Altman *et al.* (1977), muy conocido por ser el primer modelo basado en técnicas multivariantes y punto de referencia indiscutible. Ohlson (1980) y Zavgren (1985) dan un paso más en el análisis y predicción de la posibilidad de que una empresa se convierta en quebrada, utilizando técnicas de regresión logística y, por tanto, bajo supuestos estadísticos menos restrictivos que los del análisis discriminante de trabajos anteriores. Por su parte, Lau (1987) introduce la idea de ampliar la dicotomía existente entre la clasificación de empresas con/sin problemas al ampliar el número de categorías o estados en los que se puede encontrar una empresa antes de convertirse definitivamente en quebrada. No obstante, hay que destacar que la característica o condición que tratan de explicar todos estos modelos es, fundamentalmente, el hecho de que una determinada empresa se convierta en quebrada o alcance la situación de suspensión de pagos.

En la actualidad, dada la importancia que, para las carteras crediticias de las entidades bancarias, tiene el cálculo de sus pérdidas potenciales por riesgo de crédito, la variable relevante sobre la que establecen el estudio de sus acreditados es la probabilidad de que estos puedan incurrir en un impago (de la manera en la que quedó definida dicha condición anteriormente). En consecuencia, los trabajos más recientes relacionados con la caracterización y clasificación de los acreditados bancarios abordan esta tarea teniendo como referencia una definición ampliamente consensuada respecto a lo que se considera un acreditado «con problemas», que coincide con la establecida anteriormente (nota 4) para un acreditado que impaga.

Sin embargo, y como paso previo a la obtención del sistema de *rating*, es necesario establecer los términos en los que está construida la muestra sobre la que se basa dicho sistema, lo que se desarrolla en el siguiente apartado.

3. ELABORACIÓN DE LA MUESTRA

El principal problema en este tipo de trabajos es la dificultad de conseguir la información necesaria y con la calidad suficiente para que los resultados finales tengan el adecuado nivel de validez y fiabilidad. En concreto, es necesario disponer de dos tipos distintos de fuentes de información: por un lado, la relativa a los impagos (información que poseen las entidades de crédito) y, por otro, la correspondiente a los datos financieros de cada empresa individual (información que poseen los propios acreditados). A continuación, es necesario realizar el cruce de ambas bases de datos y así poder contar con toda la información relevante. A tal efecto, en este estudio se utilizó la información incluida en la Central de

Información de Riesgos del Banco de España (CIRBE) (5), donde, para un determinado acreditado, se puede obtener tanto información de los impagos ocurridos a nivel del sistema como otras características adicionales (la existencia de garantías y el plazo de las operaciones). Igualmente, se utilizó la base de datos privada de Informa (6), la cual proporciona información económica y financiera (datos de balance y cuenta de resultados) del acreditado previamente identificado en la CIRBE.

Hay que resaltar la complementariedad existente entre ambas bases, y de ahí la importancia de su cruce. La información de la CIRBE es muy valiosa, pero es al cruzarla con información financiera de cada acreditado cuando realmente adquiere un valor extremo. Sin embargo, y puesto que la CIRBE incluye información crediticia de todas aquellas empresas con deudas con entidades de crédito, resultó interesante analizar la representatividad de los acreditados con información financiera disponible presentes en el sistema. En otras palabras, es conveniente conocer el porcentaje que los acreditados que aparecen en la base de datos de Informa representan dentro del conjunto del sistema crediticio español.

El cuadro 1 resume en cifras toda la información relativa a cada una de las bases de datos utilizadas, así como la correspondiente al cruce de ambas.

En el cuadro anterior se puede observar, por un lado, la información disponible por años (7), relativa tanto al número de acreditados existentes en la CIRBE como al número de impagos. Asimismo, se ofrece el detalle del porcentaje que representan los segundos respecto a los primeros. Por otro lado, también se puede observar el número total de empresas de las cuales Informa posee información financiera.

Además, y esto es lo importante, también se ofrecen cifras respecto a la representatividad que los datos de Informa, en términos de volumen de crédito, representan respecto al volumen total de riesgo (8) incluido en la CIRBE. Analizando la fila de representatividad en el cruce CIRBE-Informa se observa cómo la media para el período 1996-1999 de dicho valor se encuentra en torno a un 65 % (esto es, del riesgo soportado por las entidades de crédito españolas respecto a empresas, un 65 % corres-

(5) La Circular 3/1995 del Banco de España regula la Central de Información de Riesgos, establece su estructura y define su contenido, con el fin último de ser una herramienta útil para el análisis y vigilancia del riesgo de crédito.

(6) Informa es una empresa dedicada a suministrar información económica y financiera de empresas y empresarios individuales. Fue creada el 13 de marzo de 1992 por la Compañía Española de Seguros de Crédito a la Exportación (CESCE) y el Grupo francés ORT. Las características principales de su base de datos son su amplia cobertura y la fiabilidad de la información incluida. La fuente de información financiera para esta base de datos es el Registro Mercantil. Respecto a su representatividad, a partir del año 1999 incluye información financiera de aproximadamente un 90 % del total de empresas registradas con ventas superiores a 600.000 euros (unos 100 millones de pesetas).

(7) Solo se ha incluido información de acreditados desde el año 1995, debido a la imposibilidad de disponer de datos financieros (anteriores a esa fecha) de los mismos. Sin duda, el sistema de clasificación de acreditados que se busca hubiera sido más completo si se hubieran podido utilizar series de datos más largas, por ejemplo, que incluyeran un ciclo económico completo.

(8) El término «riesgo» debe entenderse en este caso como sinónimo de «financiación otorgada».

CUADRO 1

**ESTADÍSTICAS DE LOS DATOS
C.I.R.B.E.-INFORMA (a)**

	Número de acreditados					
	1995	1996	1997	1998	1999	2000
C.I.R.B.E. (b)	1.246.607	1.425.416	1.509.534	1.643.110	1.792.680	1.938.558
Nº acreditados (c)	337.330	461.700	491.074	525.983	593.066	603.697
Nº impagos (d)	31.384	50.316	40.576	30.676	27.072	24.966
Porcentaje de impagos (e)	9,31	10,90	8,26	5,83	4,51	4,13
INFORMA:						
Nº empresas (f)	11.206	136.388	154.296	184.615	176.803	---
CRUCE C.I.R.B.E.-INFORMA:						
Nº acreditados (g)	9.298	116.134	133.389	160.122	154.666	154.151
Nº impagos	229	2.790	2.562	2.732	2.570	---
Porcentaje de impagos	2,48	2,40	1,92	1,71	1,66	---
Representatividad (%) (h)	10,1	62,3	66,9	68,0	62,6	---
FILTROS (VENTAS > 9 MILLONES DE €) (i):						
Nº acreditados	1.169	7.671	9.282	10.459	10.363	10.220
Nº impagos	45	230	263	256	238	218
Porcentaje impagos	3,88	3,00	2,83	2,44	2,30	2,13

(a) Datos a diciembre del año correspondiente.

(b) Número de registros (operaciones con riesgo). Recoge únicamente personas jurídicas residentes (extra J del campo «Sector» en CIRBE). NIFs: A-D, N, F, Q, S. Corregida de solidario; riesgos indirectos, acciones y otros; aditivos en suspenso y efectos redescartados.

(c) Se agregan las operaciones por acreditado y por año a nivel sistema sin diferenciar por posiciones de la clave de riesgo (clase riesgo, moneda, plazo, garantía, situación).

(d) Se agregan las operaciones calificadas como impagadas por acreditado (letras C-I, 8ª posición clave de riesgo en CIRBE) y año.

(e) No se debe identificar el porcentaje de impagos con la probabilidad de impago (PD).

(f) Número total de empresas de las que se dispone de datos financieros.

(g) Número de acreditados comunes en CIRBE e Informa.

(h) Riesgo del cruce CIRBE-Informa / Riesgo total incluido en CIRBE.

(i) Incluye filtros de calidad sobre los datos, empresas cuyo volumen de ventas es superior a 9 millones de euros y NIFs A-D, F y B.

ponde a acreditados de los cuales se dispone de información financiera). Asimismo, puesto que Informa recoge información financiera de alrededor de un 90 % de las empresas cuyo volumen de ventas está por encima de 600.000 € para el año 1999, es de esperar que la representatividad aumente significativamente conforme se van eliminando las más pequeñas del *rating*.

Si se observan las últimas filas del cuadro 1, estas ofrecen información de la muestra que, en última instancia, se utilizó para estimar el modelo de clasificación. Además de una serie de filtros necesarios para asegurar la calidad y fiabilidad de los datos utilizados (depuración de empresas con valores negativos para variables tales como activo o acreedores, ciertas inconsistencias en datos de CIRBE, etc.), se aplicó uno definitivo respecto al tamaño del acreditado. El hecho de situar un umbral

mínimo (volumen de ventas por encima de 9 millones de euros) en el tamaño de las empresas analizadas se establece basándose en dos tipos de premisas. Por un lado, el objetivo de este trabajo es el de construir un sistema de clasificación de empresas con vistas a las nuevas exigencias que Basilea II impondrá a las autoridades supervisoras. Por tanto, el sistema de *rating* está encaminado hacia lo que se denominan en el documento consultivo grandes exposiciones (*corporate exposures*). Tras diversos análisis, se ha establecido que tales exposiciones corresponden a las de empresas cuyo tamaño, expresado en términos de volumen de ventas, está por encima de 9 millones de euros.

Por otro lado, con respecto a las empresas de las cuales hay datos financieros disponibles, se encontraron dos tipos de problemas: el primero de ellos hacía referencia a la desproporción entre el número de empresas pequeñas que existían en la muestra (aquellas cuyo volumen de ventas se encontraba entre 600.000 y 9 millones de euros) y el resto. Las primeras, en media, representaban un 90 % del total, lo cual podía introducir, en el modelo final obtenido, un sesgo importante (en los determinantes del evento impago) hacia este tipo específico de empresas (las más pequeñas) y no ser representativo del resto. Además, el porcentaje de acreditados que impagan para este tipo de empresas era el más bajo de toda la muestra (incluso menor que el de las empresas más grandes, de más de 150 millones de euros en volumen de ventas). Este es un resultado difícil de justificar y en clara oposición a otros encontrados en trabajos alternativos sobre la posible relación existente entre el tamaño de la empresa y su probabilidad de impago. El hecho anterior inducía a pensar que, con una elevada probabilidad, el grupo de empresas pequeñas sería aquel del que menos información financiera se disponía y, dentro de él, del grupo de empresas que impagan (de ahí el bajo porcentaje de impagos que ofrecía el tramo de empresas más pequeñas).

En definitiva, y por las razones argumentadas anteriormente, para evitar sesgos no deseados y difíciles de cuantificar y para mejorar la fiabilidad de los datos con los que se trabaja (cuanto más grande es la empresa, más fiables son sus datos), se estableció que un acreditado debería poseer un tamaño mínimo para estar incluido en el modelo final y este se fijó en un volumen de ventas (facturación) superior a 9 millones de euros.

La variable impago ha sido igualmente depurada. En algunas ocasiones, las empresas incurrían en lo que se ha denominado impago técnico. Por tal, se entiende el impago por parte de un acreditado de alguna cuota por cuestiones diversas que nada tienen que ver con un empeoramiento de su calidad crediticia, lo que tiene un doble efecto. En primer lugar, no permite discriminar cuáles son las verdaderas causas del impago y, en segundo lugar, hace que la probabilidad de impago media de la cartera sea mayor, cuando la pérdida económica adicional es nula. Por ello, se optó por identificarlos y eliminarlos de la muestra. Dado que estos impagos suelen ser de pequeña cuantía, se revisó la evolución temporal de aquellos acreditados cuyos impagos no suponían más de un determinado porcentaje del riesgo contraído con el total del sistema. Si

algún año se producía un impago inferior a dicho porcentaje y el resto de años la situación era normal, se consideraba que se había producido un impago técnico. Si, por el contrario, el impago se repetía el resto de años, se consideraba que ese año también impagaba. Tras diversos análisis, se determinó que el porcentaje del 5 % era el que mejor identificaba los impagos técnicos. Como consecuencia, se produjo una disminución del 40 % del número de impagos, que ayudó a una mejor estimación de los verdaderos determinantes del impago por empeoramiento de la calidad crediticia del acreditado.

El último apunte respecto a la muestra utilizada hace referencia a la inclusión del año 1995 en la misma. Como se observa en el cuadro 1, la representatividad de este año es muy baja, solamente un 10 %. Sin embargo, las proporciones que mantiene este año con relación a una serie de conceptos respecto a los años 1996-1999 se consideran bastante razonables, y de ahí su inclusión. En concreto, el porcentaje de impagos (3,88 %) está en la línea de lo esperado de acuerdo con el ciclo económico, la distribución de empresas por tamaño es similar a la del resto de años de la muestra y, lo que es más importante, los porcentajes de impagos en función del tamaño del acreditado también son similares.

4. ANÁLISIS UNIVARIANTE

Como se ha establecido anteriormente, el objetivo de este trabajo es encontrar los determinantes que expliquen el hecho de que un acreditado impague y, a partir de los mismos, construir un sistema que los clasifique según su calidad crediticia. En definitiva, se trata de encontrar un modelo que sea capaz, dado un conjunto de variables explicativas (en general, variables financieras), de describir el evento del impago de la forma más correcta posible.

Para que dicho evento pueda ser modelizado estadísticamente, deberá ser representado por una variable aleatoria. Está generalmente asumido que el impago en una empresa viene determinado por una variable continua (el valor de dicha empresa). Sin embargo, dicha variable no es directamente observable. La forma de aproximarla es utilizar una variable binaria, de manera que si un determinado acreditado, en un determinado período t , cumple con la definición de incurrir en un impago establecida más arriba, la variable toma el valor uno, y cero en caso contrario.

Una vez definida la variable objeto de modelización, los determinantes que se utilizan para su explicación son un conjunto de variables financieras (*ratios*), agrupadas en distintas categorías, según aparecen en el cuadro 2, y un conjunto de variables discretas. En este segundo grupo se distinguen las siguientes variables:

- variables ficticias (*dummies*) temporales para cada uno de los años de la muestra, creadas con la intención de recoger el efecto del fac-

CUADRO 2

RATIOS FINANCIERAS Y CATEGORÍAS

RENTABILIDAD:	LIQUIDEZ:
Resultado antes impuestos / Activo	Tesorería / Acreedores corto plazo
Resultado ordinario / Activo	Tesorería / Activo
Resultado financiero / Activo	Activo circulante / Acreedores corto plazo
Resultado ordinario / Ventas	Resultado explotación / Pasivo circulante
	Acreedores corto plazo / Acreedores
APALANCAMIENTO:	TAMAÑO:
Acreedores / Fondos propios	Activo / IPC
Acreedores / Activo	Ventas / IPC
Act. - Tesor. - Inv. tras. temp. / Activo	
Fondos propios / Activo	PRODUCTIVIDAD:
Exposición CIRBE / Activo	Gastos financieros / Ventas
	Resultado explotación / Ventas
ACTIVIDAD:	Gastos personal / Ventas
Existencias / Consumos de explotación	Gastos financieros / Ventas
Ventas / Activo	Gastos financieros / Resultado antes impuestos
Crecimiento ventas	Gastos financ. + Gastos personal / Ventas

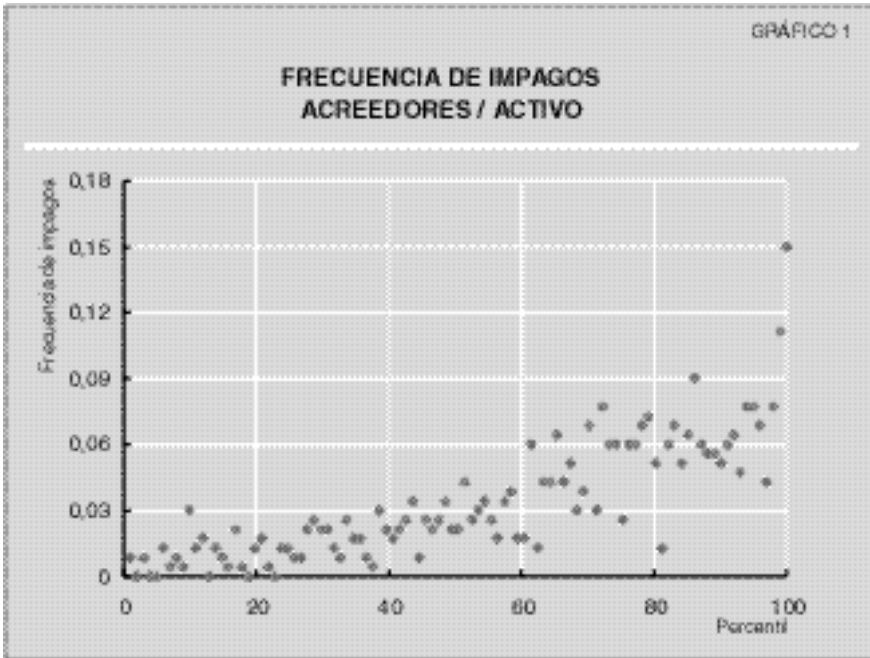
tor común (generalmente identificado con la variable de ciclo económico) sobre el valor de cada una de las empresas (9) (por tanto, sobre su condición de impagar o no),

- una variable binaria de garantía, que refleja si al acreditado se le exige algún tipo de garantía o no,
- una variable discreta, que caracteriza el plazo de la operación, y
- variables ficticias (*dummies*), creadas en función del sector económico en el que queda clasificado el tipo de actividad que realiza el acreditado.

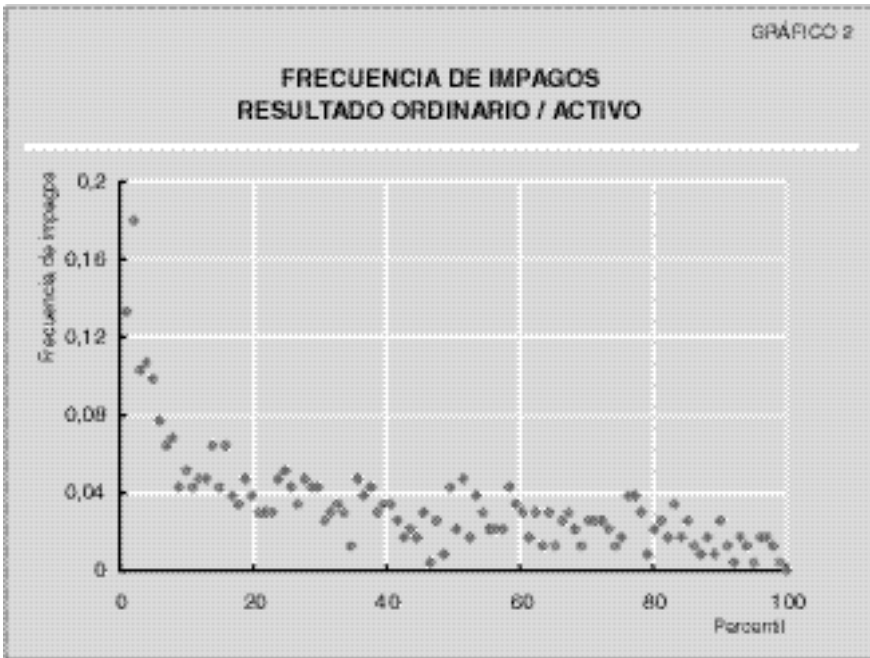
4.1. Variables continuas

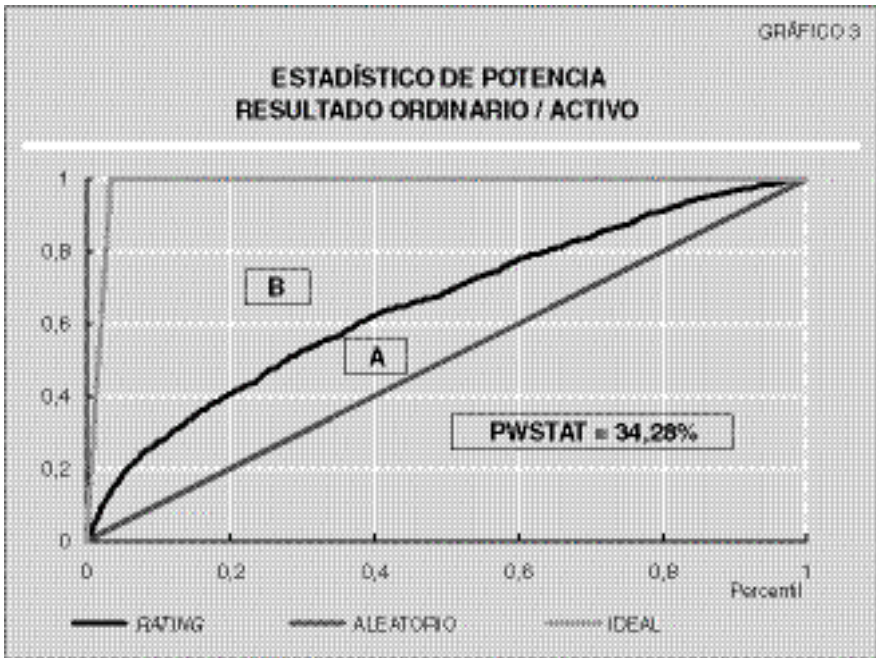
Respecto a las variables financieras, el signo de su relación con la variable de impago parece claro en principio. Las *ratios* de apalancamiento tendrán signo positivo, mientras que las de rentabilidad tendrán signo negativo, por ejemplo. Sin embargo, lo que no está tan claro es elegir, dentro de cada categoría, cuál de las *ratios* es la que tiene mayor capacidad explicativa. Para conocer la relación individual entre cada una de las variables financieras disponibles y la variable *impago*, y para, finalmente, decidir cuáles se probarán en el modelo final multivariante, se lleva a cabo el análisis univariante.

(9) Ver Trucharte y Marcelo (2001a) para más detalles.



En primer lugar, este análisis trata de confirmar relaciones económicas esperadas *a priori* entre las variables financieras y la variable *impago*. A fin de no introducir restricciones en esta primera etapa, la relación se estimará de forma no paramétrica. Para ello, se ordena cada *ratio* de forma ascendente, según sus valores originales, y se agrupan estos por percentiles, asociando a cada uno de ellos la frecuencia de impagos observada en dicho percentil. Por ejemplo, en el caso de *ratios* de apalan-





camiento, como se aprecia en el gráfico 1, se espera que los percentiles superiores (mayores valores de la *ratio*) tengan asociadas frecuencias de impagos mayores que los inferiores (impagos concentrados en las empresas con *ratios* de apalancamiento más elevados). En el caso de variables de rentabilidad, la relación esperada es la contraria, como se confirma en el gráfico 2 (impagos concentrados en las empresas cuyas *ratios* de rentabilidad son las más bajas).

En conclusión, lo que puede obtenerse de cada uno de los gráficos anteriores es información acerca del signo (positivo o negativo) y del tipo de relación (lineal o no) entre las variables financieras y la variable *impago*.

En segundo lugar, una vez establecido el tipo y el signo de la relación entre las variables financieras de cada categoría y la variable *impago*, el paso siguiente sería determinar cuál de las *ratios* dentro de cada categoría es la que posee mayor capacidad explicativa. Habrá, por tanto, que utilizar alguna medida que cuantifique la fortaleza de la relación ya identificada. El estadístico que se utiliza para cuantificar tal relación es el denominado *powerstat* (PS) (10). En el gráfico 3 puede observarse la

(10) El *powerstat* (PS) mide la capacidad que posee una determinada variable o modelo de clasificar correctamente la variable a explicar; en este caso particular, la variable *impago*. El PS mide, en términos relativos, lo cerca (o lejos) que se encuentra un determinado modelo o variable respecto al modelo ideal. El modelo ideal sería aquel que capturara el 100 % de los acreditados que impagan en la primera fracción de la muestra ordenada igual al porcentaje de impagos existente en la misma. La variable para la que se calcula su PS, ordenada en función del valor que toma para cada acreditado, tendrá tanta más capacidad explicativa cuantos más impagos caigan en sus valores iniciales. De esta manera, el PS se calcula (gráfico 3) como el porcentaje que representa el área A (capacidad explicativa de una determinada variable) respecto del área A + B (modelo ideal, capacidad explicativa total). Más detalles respecto al estadístico PS se pueden encontrar en Sobehart *et al.* (2000).

TABLA 1

FRECUENCIA DE IMPAGOS. AÑOS (a)

Variable impago	1995	1996	1997	1998	1999	2000	Total
0	1.114	7.441	9.019	10.204	10.125	10.002	47.905
	98,12	97,00	97,17	97,56	97,70	97,87	97,48
1	45	230	263	255	238	218	1.249
	3,88	3,00	2,83	2,44	2,30	2,13	2,54
TOTALES:							
	1.159	7.671	12.351	10.459	10.363	10.220	49.154
	100	100	100	100	100	100	100

(a) Para cada valor de la variable impago aparece una doble salida. Por ejemplo, 1.114 es el número de acreditados que en el año 1995 no impagaron; y 98,12 es el porcentaje que representa respecto al total de acreditados de ese mismo año, que es 1.159.

capacidad explicativa entre una variable de rentabilidad (Resultado ordinario / Activo) y la variable *impago*. De esta forma, una vez identificada la relación entre cada categoría y el impago, se elegirá la *ratio* que tenga un mayor valor del PS y, por tanto, será la candidata para formar parte del modelo multivariante a partir del cual se construirá el sistema final de clasificación de acreditados.

4.2. Variables discretas

El análisis univariante de las variables discretas es similar al del caso continuo, con la diferencia de que los gráficos de frecuencias son más inmediatos. En este caso, basta con calcular el porcentaje de impagos para cada valor de la variable. Dado que esta apenas toma valores distintos, los resultados se pueden presentar en una tabla de doble entrada, donde la segunda variable es la del impago. Más arriba se muestra la tabla (tabla 1) correspondiente a la variable de año (11).

Como era de esperar, el porcentaje de impagos ha ido decreciendo desde el año 1995, ya que se pasa de un porcentaje del 3,88 % a otro del 2,13 % en el año 2000. La relación inversa entre el ciclo (medido a través de la tasa de crecimiento del PIB) y la morosidad está ampliamente aceptada y es lo que viene a reflejar, nuevamente, la tabla 1. Esto avanza la posible prociclicidad que las herramientas de *rating* pueden incorporar (12).

(11) Cabe destacar que dicha variable de año no es la que entra en la regresión final, sino que ha sido construida a partir de las variables ficticias temporales para poder construir esta tabla.

(12) Ver Truchart y Marcelo (2002b) para más detalles.

TABLA 2

FRECUENCIA DE IMPAGOS. SECTOR (-1) (a)

Variable impago	Sector (-1)			Total
	0	1	2	
0	19.144	11.702	17.069	47.905
	97,77	94,75	99,05	97,46
1	437	649	163	1.249
	2,29	5,25	0,95	2,54
TOTALES:	19.581	12.351	17.222	49.154
	100	100	100	100

(a) Para cada valor de la variable impago aparece una doble salida. Por ejemplo, 11.702 es el número de acreditados que, perteneciendo al sector representado por el valor 1, no impagaron; y 94,75 es el porcentaje que representa respecto al total de acreditados de ese mismo sector, que es 12.351.

Para el caso de la variable de sector, la relación es también significativa, como muestra la tabla 2.

La variable se analiza con un desfase temporal de un año, ya que, como se explica más adelante, resulta muy conveniente a efectos predictivos. Como se puede observar, toma tres valores. El valor «1» representa los sectores con un peor comportamiento en lo que a calidad crediticia se refiere, mientras que el valor «2» hace referencia a los de mejor calidad. Finalmente, el valor «0» se atribuye al resto de sectores.

Las otras dos variables se comentan brevemente: la variable garantía posee una relación significativa y positiva con el impago de las empresas, es decir, aquellas empresas a las que se les exige más garantías son más propensas a impagar sus créditos que las demás. En cuanto al plazo, no se encontró una relación con el evento de impago.

Nótese que, en este caso, no es necesario cuantificar la significatividad de las relaciones anteriormente identificadas, pues, a diferencia de lo que ocurre con las *ratios* financieras, donde había más de una posibilidad por categoría, aquí no hay más que una variable. En cualquier caso, los *test* de ausencia de correlación chi-cuadrado medirían la fortaleza de las relaciones que aparecen en las tablas.

5. ANÁLISIS MULTIVARIANTE

Una vez elegidas, mediante el análisis univariante, las variables que *a priori* podrían formar parte del modelo final que explique la variable *impago*, hay que comprobar si las relaciones univariantes se mantienen cuando las distintas variables interaccionan entre sí. El modelo multivariante

CUADRO 3

MODELO MULTIVARIANTE (a)

Variable	Coefficiente	Variable	Coefficiente
db6	-1,0317 (0,109)	sector 2 (-1)	-0,7251 (0,094)
db7	-1,101 (0,105)	rord / act (-1)	-2,898 (0,296)
db8	-1,217 (0,105)	flpp / act (-1)	-1,302 (0,126)
db9	-1,271 (0,108)	tes / act (-1)	-2,618 (0,409)
db0	-1,358 (0,108)	acrc / acr (-1)	-2,778 (0,103)
gar (-1)	0,559 (0,059)	exp / act (-1)	0,284 (0,096)
sector 1 (-1)	0,861 (0,083)	act / ipo (-1)	-0,0012 (0,000)

(a): Regresión logística de la variable binaria *impago*. Los regresores, a excepción de las dummies temporales, están retardados un período. Número de observaciones: 47.888, que no coincide con el dato de la tabla 1, debido a que algunos acreedores no contaban con datos disponibles en alguna de las series. Período: 1995-2000. Entre paréntesis, el error estándar del coeficiente. Todas las variables son significativas al 1%.

elegido para estimar la relación que existe entre ellas y la variable *impago* es el modelo de regresión logístico (13).

Hay que señalar que, puesto que es deseable que el sistema de clasificación tenga capacidad predictiva, todas las variables incluidas en el mismo han sido retardadas un período (a excepción de las variables *dummies* temporales), de forma que el *rating* que reciba un acreditado en el período t dependa de los valores que las variables financieras tomaron en el período $t-1$. Los resultados del modelo estimado pueden observarse en el cuadro 3.

En dicho cuadro puede apreciarse cómo las variables que resultan ser significativas en un modelo multivariante para la variable *impago* pueden quedar agrupadas en cuatro categorías:

a) *Ratios* financieras:

- *Ratio de rentabilidad*: Resultado ordinario / Total activo [*rord / act (-1)*]. Dicha variable entra en el modelo con signo negativo,

(13) Además de que la condición de impagar de un determinado acreedor pueda describirse razonablemente en términos probabilísticos (es decir, asignando probabilidades de impago), el hecho de que tal condición esté determinada por el valor de sus activos hace que sea particularmente conveniente el uso de un modelo como el logístico, ya que dicho valor de activos es una variable latente no observable aproximada mediante una variable binaria.

como era de esperar (a mayor rentabilidad, menor probabilidad de impago) y como se confirmó en el análisis univariante.

- **Ratios de apalancamiento:** Recursos propios / Total activo [$ffpp/act(-1)$]. El signo de esta *ratio* también es negativo, ya que, cuanto mayor es la proporción de fondos propios sobre el total activo, menor es la probabilidad de impago. Exposición crediticia / Total activo [$exp/act(-1)$], cuyo signo positivo indica que cuanto mayor es la exposición (crédito concedido) de una empresa en términos de su activo, mayor es su probabilidad de cometer un impago, denotando que, a mayor riesgo contraído, mayor probabilidad de impago.
 - **Ratios de liquidez:** Tesorería / Total activo [$tes/act(-1)$]. Su signo negativo se corresponde con lo que se espera respecto a una variable que representa liquidez, es decir, a mayor liquidez, menor probabilidad de impagar las deudas contraídas. Sin embargo, la *ratio* Acreedores corto plazo / Total acreedores [$acrc/acr(-1)$] presenta el signo contrario del esperado. Este problema puede ocurrir en un contexto multivariante, aun cuando ambas variables por separado muestren el signo esperado con la variable *impago*. Si ambas *ratios* están correlacionadas entre sí, aquella que presente una menor correlación con la variable independiente puede tener el signo cambiado. Sin embargo, y aun cuando el problema del signo está presente en esta *ratio*, se ha mantenido en el modelo final debido a su alta contribución explicativa.
 - **Ratio de tamaño:** Activo / IPC [$act/ipc(-1)$]. Recoge la característica de que el tamaño de la empresa influye en la probabilidad de que esta impague o no. Es de esperar que las empresas grandes tengan un mayor margen de maniobra que las pequeñas, que les permita evitar el impago de sus deudas en mayor medida. En la muestra se observa cómo el tamaño de las empresas determina las frecuencias de impagos (a mayor tamaño, menor frecuencia de impagos). Su significatividad dentro del modelo multivariante hace que esta característica muestral adquiera la relevancia que intrínsecamente posee y, por tanto, el tamaño condiciona en su medida, en función de su peso dentro del modelo estimado, los grupos en los que finalmente se clasifican a los distintos acreditados.
- b) **Variables temporales ($d96, d97, d98, d99, d00$):** son variables binarias representativas de cada uno de los años que componen la muestra. Este conjunto de variables se puede interpretar como el factor común (ciclo económico) que afecta de forma idéntica cada año al valor de los activos de cada acreditado. De esta manera, cada una de estas variables temporales puede entenderse como la contribución anual del ciclo económico a la condición de impagar de cada acreditado o, igualmente, como

CUADRO 4

TABLA DE CLASIFICACIÓN (a)

	Impagos observados	No impagos observados	Total
Impagos predichos	884	9.984	10.868
No impagos predichos	378	36.632	37.010
Total	1.242	46.626	47.868

(a) Punto de corte: 0,03. Se clasifica como un impago aquel acreditado cuya probabilidad predicha por el modelo es superior a 0,03.

la relación implícita existente entre el ciclo económico e incurrir en un impago.

- c) Características de la operación [*gar (-1)*]: al igual que en el apartado anterior, esta es una variable binaria, que toma el valor uno si al acreditado se le exige algún tipo de garantía a la hora de la concesión de su crédito, y cero en caso contrario. El signo positivo muestra que las entidades crediticias exigen garantías a los acreditados de peor calidad *a priori*, lo que en el transcurso de la operación acaba confirmándose.
- d) Variables de sector [*sector 1 (-1)* y *sector 2 (-1)*]: son también variables *dummy*, representativas del sector económico del acreditado en cuestión. La actividad económica del acreditado aparece como un elemento discriminatorio respecto a la probabilidad de este de impagar. En concreto, aquellos acreditados cuya actividad económica pertenezca a los sectores representados en la variable denominada *sector 1* tendrán mayores probabilidades de impagar. Lo contrario ocurre para aquellos cuya actividad económica esté representada por la variable *sector 2*.

Una vez conocidas las variables que determinan el impago de un acreditado, así como sus coeficientes dentro del modelo estimado, es necesario determinar el poder explicativo que poseen en función de la capacidad de clasificación de la variable *impago* que ostenta. Para ello, en el cuadro 4 se muestra la tabla de clasificación del modelo resultante.

Como se puede apreciar en la diagonal principal del cuadro anterior, el modelo clasifica correctamente a más del 78 % de los acreditados incluidos en la muestra. Por su parte, el PS obtenido está ligeramente por encima del 64 %, esto es, el estadístico del modelo final indica un poder aceptable de discriminación entre impagos y no impagos.

Aunque la capacidad clasificadora del modelo es bastante razonable, es necesario establecer que esta aumenta sustancialmente (98 % de acreditados clasificados correctamente y un PS del 85 %) si se añade

como regresor la variable endógena retardada (la condición de incurrir en un impago o no en el período anterior). Esta variable resulta definitiva en su capacidad y poder explicativo. Tanto es así, que se puede afirmar que si un acreditado impaga en un período, en el siguiente período también lo hará, independientemente del valor de sus *ratios* financieras, lo que reduce fuertemente la capacidad explicativa de las mismas. Al no incluirla, son las *ratios* financieras (además de las *dummies* de ciclo) las que tendrían que dar cuenta del deterioro o mejora de un acreditado y, por tanto, de la evolución en su condición de impagar, lo cual es mucho más rico en información que dejarlo todo en manos de la situación que tuviera el acreditado en el período anterior. Desde el punto de vista supervisor, este último análisis es más interesante, por lo que se ha optado por dejar fuera la variable endógena retardada.

6. SISTEMA DE CLASIFICACIÓN (RATING)

Una vez estimados los determinantes del impago de los acreditados, es el momento de utilizar los resultados que se derivan del modelo para obtener el sistema de clasificación (*rating*) definitivo. Para lograr tal objetivo, es necesario establecer las categorías (supuestamente homogéneas) en las que quedan agrupados los distintos acreditados. La forma de proceder es la siguiente. El modelo de regresión logístico estimado proporciona una determinada puntuación (*score*) para cada acreditado, que no es más que el producto entre los regresores y sus coeficientes respectivos. En función de dichas puntuaciones, se ordenan los acreditados de forma ascendente, realizándose una primera clasificación tentativa. A continuación, se calculan las frecuencias de impagos dentro de cada uno de los grupos creados en primera instancia. Tomando como referencia de partida las anteriores frecuencias, y teniendo como objetivo la consecución de dos premisas fundamentales, se obtienen los grupos definitivos.

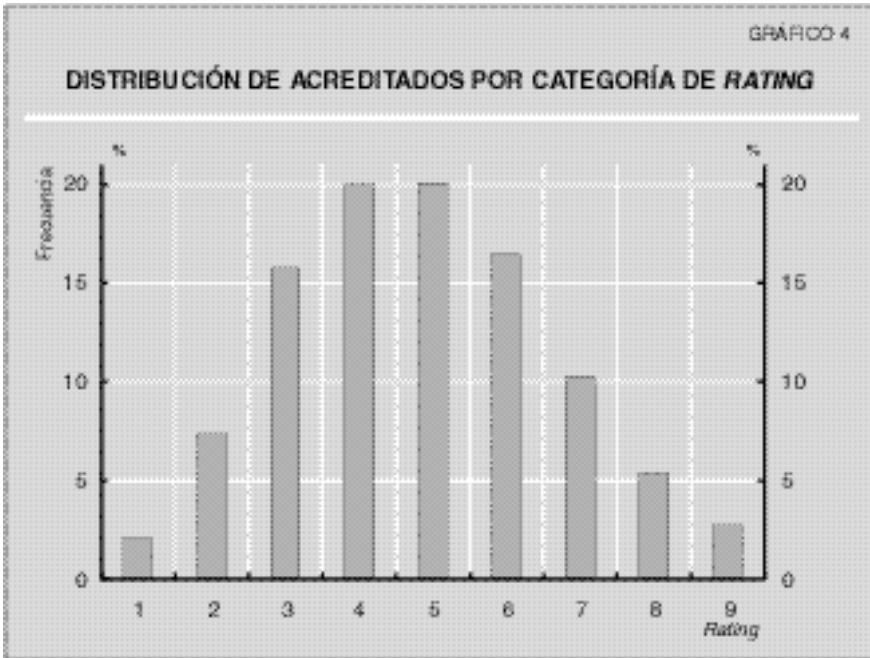
La primera de estas premisas es que los acreditados, una vez clasificados por grupos, presenten un tipo de distribución razonable; por ejemplo, una del tipo Normal. La segunda, y fundamental, es que la probabilidad de impago, en este caso calculada como porcentaje de impagos respecto al total de acreditados, crezca exponencialmente en las categorías obtenidas.

Bajo las dos anteriores condiciones, y tras varias iteraciones, el sistema de clasificación que se obtuvo fue uno en el que los acreditados quedaban agrupados en nueve categorías, según puede apreciarse en el cua-

CUADRO 6

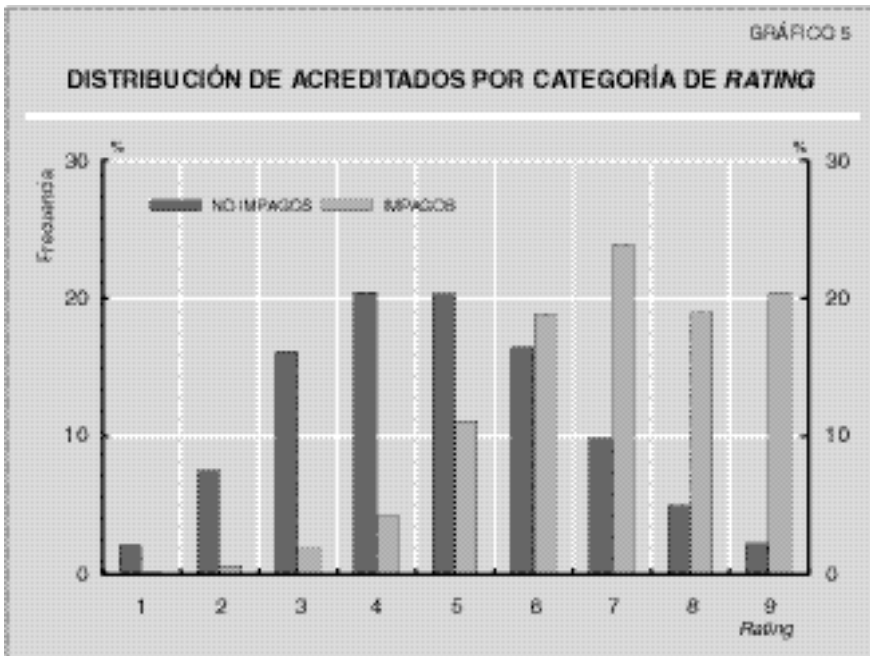
CATEGORÍAS Y PD

Categoría	Puntuación	PD (%)	PD logit (%)
1	69-100	0,10	0,05
2	61-69	0,23	0,18
3	55-61	0,30	0,42
4	50-55	0,55	0,81
5	45-50	1,44	1,53
6	40-45	2,96	2,87
7	35-40	6,03	5,29
8	30-35	9,22	9,50
9	0-30	19,42	23,04



dro 5 (14). Por su parte, en el gráfico 4 puede apreciarse cómo queda representada la distribución de acreditados por categorías de *rating*, observándose una distribución bastante similar a la que puede esperarse de

(14) Hay que reseñar que en este cuadro las puntuaciones asignadas por el modelo logístico a cada acreditado han sido re-escaladas, de forma que su rango ha quedado finalmente definido entre 0 y 100, asignándose las mayores puntuaciones a los mejores grupos o categorías (menor probabilidad de impago). Por otro lado, además de la columna *PD* (probabilidad incondicional de impago calculada como por-



una Normal, mientras que el gráfico 5 ofrece información de la distribución de acreditados en función de que estos impaguen o no por categorías de *rating* obtenidas.

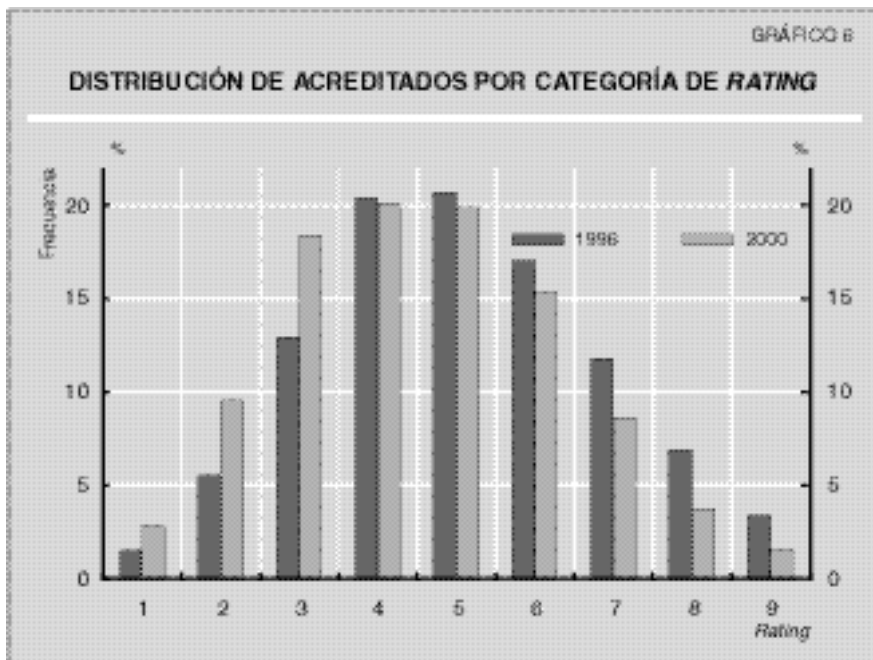
7. APLICACIONES

Muchas son las aplicaciones que posee un sistema de clasificación de acreditados, pero solamente se describirán aquellas que, desde un punto de vista de la autoridad supervisora, se pueden considerar más relevantes.

En primer lugar, y dada la trascendencia que supondrá en un futuro cercano la adecuación de los sistemas de supervisión a los métodos y procedimientos propuestos por Basilea II para el cálculo de los requerimientos mínimos de capital, la obtención de un sistema de *rating* permite el cálculo inmediato de los mismos, de forma que las necesidades de capital a nivel Sistema sean conocidas. La anterior aplicación se traslada al nivel de entidad individual, esto es, los sistemas de clasificación de acreditados se pueden obtener de la misma manera para entidades individuales y, en consecuencia, se pueden contrastar y verificar tanto sus requerimientos individuales de capital como la adecuación de los modelos utilizados para dicho fin. A su vez, y habiendo determinado que el objetivo último de todo sistema de *rating* es medir riesgo, dicho sistema puede ser utilizado como herramienta de comparación de perfiles de riesgo de las carteras crediticias de entidades distintas.

Otra aplicación, en este caso inmediata y de gran relevancia actual, es la de permitir llevar a cabo un análisis de la supuesta sensibilidad de los requerimientos de capital al ciclo económico. En concreto, con un sistema de *rating* estimado, es posible llevar a cabo un estudio sobre los posibles efectos procíclicos que tales sistemas internos de medición y gestión de riesgo de crédito pueden llevar implícitos. Como ya se expuso anteriormente, las variables incluidas en el modelo logístico estimado pueden separarse en dos grupos claramente diferenciados, el de las variables *dummy* temporales y el resto. Como se especificó anteriormente, estas variables temporales se pueden identificar con el factor común que afecta por igual a todos los acreditados de un mismo período. Puesto que ese factor común se identifica con el ciclo económico (evidencia empírica de que así es se muestra en el anejo), analizando el impacto de los coeficientes de las variables temporales sobre las puntuaciones asignadas a cada acreditado en cada período, podría estudiarse su migración a lo largo de las categorías obtenidas y, por tanto, cómo cambiarían los requerimientos de capital por tal motivo. Por otro lado, puesto que también se proporcionan probabilidades de impago por categoría de *rating*, puede obtenerse una probabilidad media anual de impago del sistema y analizar el efecto que variaciones cíclicas (mayores *PD* en épo-

centaje de impagos respecto al total de acreditados) aparece una columna, *PD logit*, la cual representa las probabilidades asignadas directamente por el propio modelo de regresión logística y calculadas como la media simple de cada categoría.



cas de recesión que en períodos de auge) pueden introducir en el capital requerido. Aunque este efecto se esperaría que fuera mínimo, por el hecho de que el sistema de *rating* debería estar estimado para un ciclo económico completo (lo que permitiría que las probabilidades de impago obtenidas pudieran considerarse como una media a largo plazo), la evidencia muestra que los ciclos económicos no se repiten exactamente, no son siempre iguales ni en duración ni en intensidad, por lo que pueden existir efectos cíclicos y afectar al capital exigido. En el gráfico 6 puede apreciarse cómo el *rating* obtenido en el apartado anterior presenta un cierto sesgo en la distribución de acreditados por categorías y por años. En concreto, los acreditados tienden a concentrarse en mayor medida en las primeras categorías (con menor *PD* asociada) en las fases altas del ciclo, que en este caso se corresponde con el año 2000.

Otra aplicación posible es la obtención de una probabilidad de impago media del sistema. Dadas las probabilidades de impago por categoría, y conocidas las exposiciones incluidas en cada una de ellas, se puede calcular una tendencia central (probabilidad de impago media, entendida como una media ponderada de probabilidades de cada categoría) del sistema para su comparación con medidas similares utilizadas, bien para anclar otros sistemas de *rating*, o bien para su comparación con tendencias centrales de otros sistemas bancarios. En concreto, esto último permitiría conocer la adecuación a nuestro sistema bancario de los riesgos tipo utilizados en la calibración de los procedimientos que en última instancia se utilizan para calcular los requerimientos de capital, como es el caso de Basilea II.

Por último, y basándose en los requerimientos mínimos de capital establecidos para una determinada entidad, la función supervisora que im-

pone el *Pilar II* en la actual propuesta de reforma del Acuerdo de Capital implica la necesidad de establecer algún tipo de criterio o herramienta que establezca el perfil de riesgo de dicha entidad y determinar, por tanto, si el capital exigido es el adecuado o no. Como se ha dicho anteriormente, el sistema de *rating* proporciona probabilidades de impago para cada categoría de riesgo y, en función de las mismas, se pueden obtener distribuciones de pérdidas por riesgo de crédito alternativas a las propuestas por Basilea II, que proporcionen medidas de capital opcionales y, por tanto, que puedan servir de referencia para determinar si los requerimientos mínimos son suficientes o no para una determinada entidad.

8. RESUMEN Y CONCLUSIONES

La actual propuesta de reforma del Acuerdo de Capital diseñada por el CSBB y presentada en el conjunto de documentos consultivos publicados el pasado enero de 2001 ha establecido un entorno de actuación completamente distinto respecto a las técnicas de supervisión utilizadas hasta el momento. En concreto, la innovadora propuesta de permitir a las entidades elegir la posibilidad de calcular sus requerimientos mínimos de capital en función de sus propios sistemas y procedimientos internos de gestión y medición de riesgo (sistemas de calificación de acreditados) exige a la autoridad supervisora el desarrollo de nuevas herramientas y la puesta al día en técnicas respecto a este nuevo marco operativo.

En el intento de adecuarse a esta nueva situación, este artículo intenta ofrecer una alternativa posible para la adaptación a este nuevo enfoque y describe las posibles utilidades de la misma. En concreto, se desarrolla un sistema de clasificación de acreditados (*rating*) a partir de un determinado tamaño mínimo y para el conjunto total de entidades de crédito españolas. Utilizando la Central de Información de Riesgos para obtener datos de impagos y una base de datos privada (Informa) para recopilar información económico/financiera de los mismos, se estima un modelo de regresión logístico que determina la probabilidad de que un determinado acreditado pueda incurrir en un impago.

El resultado de la estimación establece como determinantes del impago un conjunto de *ratios* financieras (rentabilidad, apalancamiento, liquidez y tamaño), una variable que determina si el acreditado en cuestión tiene algún tipo de garantía exigida sobre sus créditos, el tipo de actividad económica que lleva a cabo el acreditado, así como un conjunto de variables temporales, identificadas con el factor común que determina el valor de los activos de los acreditados (ciclo económico).

A partir de tal modelo, y basándose en las puntuaciones (*scores*) que se derivan del mismo, se obtiene una primera agrupación de individuos. La imposición de conseguir una probabilidad de impago creciente en cada una de las categorías en que se clasifica a los acreditados, así como la obtención de una distribución razonable de los grupos obteni-

dos, permite finalmente alcanzar un sistema de *rating* definitivo, en el cual se diferencian nueve categorías de riesgo distintas.

Obtenidas las categorías y sus probabilidades de impago asociadas, se describen las posibles aplicaciones que, desde el punto de vista supervisor, puede tener un sistema de *rating*: cálculo de requerimientos mínimos del sistema, análisis de los supuestos efectos procíclicos incluidos en el capital exigido, obtención de una probabilidad de impago media del sistema (tendencia central), así como la posibilidad de determinar el perfil de riesgo de una entidad individual y servir como criterio para la función supervisora que establece el *Pilar II* en la actual propuesta de reforma del Acuerdo de Capital.

ANEJO

RELACIÓN DE LAS VARIABLES *DUMMY* TEMPORALES CON EL CICLO ECONÓMICO

Como se ha especificado en el texto, se ha estado suponiendo una determinada relación entre las variables *dummy* anuales del modelo logístico estimado y el ciclo económico. Se ha establecido que cada una de dichas variables temporales se puede identificar como la relación implícita existente entre el ciclo económico y la condición de impagar de cada acreditado. Esta relación queda justificada con el resultado obtenido al realizar la regresión de los coeficientes de las variables *dummy* con la tasa de variación del Producto Interior Bruto (PIB) desfasado un período, tal como se establece en [1]:

$$\text{Coeficiente } dummy_t = + \text{ PIB}_{t-1} + u_t \quad [1]$$

t = 1996 ... 2000

CUADRO 6	
REGRESIÓN DE LOS COEFICIENTES DE LAS VARIABLES <i>DUMMY</i> TEMPORALES SOBRE EL CICLO ECONÓMICO (a)	
Variable	Coeficiente
Tasa de variación del PIB _{t-1}	-0,17 (0,04)

(a) Regresión de los coeficientes de las variables temporales sobre la tasa de variación del PIB retrasada un período. Número de observaciones: 5. Período: 1998-2000. Error estándar del coeficiente estimado entre paréntesis. R²: 86,24 %.

Los resultados de la anterior regresión pueden observarse en el cuadro 6, en la cual se aprecia cómo existe una relación negativa y significativa entre las variables anuales incluidas en el modelo de regresión logístico y la variable que representa a la actividad económica, PIB_{t-1}. El buen ajuste (R² del 86 %) permite hablar de la existencia de la relación anteriormente establecida entre variables anuales y ciclo económico.

BIBLIOGRAFÍA

- ALTMAN, E., HADELMAN, R. y NARAYAN, P. (1977). «ZETA analysis: A new model to identify bankruptcy risk of corporations», *Journal of Banking and Finance*, 1.
- BEAVER, W. (1966). «Financial ratios as predictors of failure», *Journal of Accounting Research, Supplement on Empirical Research in Accounting*.
- BIS. BASEL COMMITTEE ON BANKING SUPERVISION (2001). «The Internal Ratings-Based Approach», documento consultivo.
- LAU, A. (1987). «A five-state financial distress prediction model», *Journal of Accounting Research*, 25.
- OFFICE OF THE COMPTROLLER OF THE CURRENCY (OCC) (2001). «Rating Credit Risk. Comptroller's Handbook», abril.
- OHLSON, J. (1980). «Financial ratios and the probabilistic prediction of Bankruptcy», *Journal of Accounting Research*, 18.
- SOBEHART, J., KEENAN, S. y STEIN, R. (2000). «Benchmarking quantitative default risk models: a validation methodology», Risk Management Services, Moody's Investors Service, Rating Methodology, marzo.
- TRUCHARTE, C. y MARCELO, A. (2001a). «Modelos factoriales de riesgo de crédito: el modelo de Basilea II y sus implicaciones», *Estabilidad Financiera*, 1, Banco de España.
- (2002b). «Procyclical effects on capital requirements: Empirical evidence from a rating system», mimeo.
- ZAVGREN, C. (1985). «Assessing the vulnerability to failure of American industrial firms: a logistic analysis», *Journal of Business Finance and Accounting*.