

FINANCIAMIENTO A PYMES EN LA BANCA PÚBLICA

ESTUDIO DE CASO:

DESARROLLO DE MODELOS DE SCORING DE RIESGO CREDITICIO EN EL

BANCO DE LA PROVINCIA DE BUENOS AIRES

CÉSAR MARCELO CIAPPA

Documento de Trabajo N° 8 – Enero 2006





DIRECTOR

GUILLERMO WIERZBA

INVESTIGADORES

ALEJANDRO BANZAS
MARIANO BORZEL
CESAR CIAPPA
LORENA FERNÁNDEZ
JORGE GAGGERO
CLAUDIO GOLONBEK
FEDERICO GRASSO
MÁXIMO SANGIÁCOMO

ASISTENTES DE INVESTIGACIÓN

EMILIANO LIBMAN
PABLO LÓPEZ

CONSEJO ACADÉMICO

MARTÍN ABELES
LEONARDO BLEGER
JUAN JOSÉ DEU PEYRES
ROBERTO FRENKEL
MATÍAS KULFAS

Los contenidos del trabajo y la opinión del autor no necesariamente coinciden con las de las entidades patrocinantes del Centro.

El presente Documento de Trabajo se concluyó en el mes de Diciembre de 2005.

Para comentarios, por favor dirigirse a: informacion@cefid-ar.org.ar

Web: www.cefid-ar.org.ar

INDICE

I.	Introducción	1
II.	Scoring y crédito a PyMES	2
III.	La necesidad de desarrollar modelos de scoring de crédito.....	5
IV.	Diseño del modelo de scoring basado en la experiencia.....	7
V.	Fuente de datos, limitaciones en la información y el modelo empírico.....	10
VI.	Modelos estadísticos e hipótesis a testear	15
VII.	Estimación y resultados	16
VIII.	Conclusiones y comentarios finales.....	29
IX.	Referencias.....	31
X.	Apéndice estadístico.....	33

INDICE DE TABLAS Y GRAFICOS

Tabla 1.	Variables del modelo propuesto basado en la experiencia	9
Tabla 2.	Propuesta de scoring y calificación interna asociada	10
Tabla 3.	Variables del modelo empírico basado en experiencia	11
Tabla 4.	Asignación de scores – Modelo empírico basado en experiencia.....	12
Tabla 5.	Modelo empírico – Resumen estadístico por sector.....	13
Tabla 6.	Información complementaria según score y sector	14
Tabla 7.	Resultados simplificados - Modelos empíricos basados en experiencia.....	18
Tabla 8.	Resultados simplificados - Modelos alternativos - Sector agropecuario	21
Tabla 9.	Resultados simplificados - Modelos alternativos - Sector PyMEs industria y construcción	22
Tabla 10.	Resultados simplificados - Modelos alternativos - Sector PyMEs comerciales y servicios	23
Tabla 11.	Resultados simplificados - Modelos alternativos - Otras PyMEs.....	24
Tabla 12.	Distribución de scores según modelos alternativos.....	25
Gráfico 1.	Distribución de empresas según modelos alternativos.....	27
Gráfico 2.	Distribución de empresas problemáticas según modelos alternativos	28
Tabla A1.	Otras estadísticas importantes (miles de \$ corrientes).	33
Tabla A2.	Estimación econométrica - Modelos empíricos basados en experiencia.....	34
Tabla A3.	Modelos econométricos alternativos - Sector agropecuario	35
Tabla A4.	Modelos econométricos alternativos - Sector PyMEs industria y construcción	36
Tabla A5.	Modelos econométricos alternativos - Sector PyMEs comerciales y servicios	37
Tabla A6.	Modelos econométricos alternativos – Otras PyMEs.....	38

I. Introducción

El papel de central importancia que desempeñan las PyMEs en la creación de riqueza y empleo en las economías modernas es ampliamente reconocido. Del mismo modo, las restricciones en el acceso al crédito de las mismas son un fenómeno frecuentemente documentado en la literatura no sólo a nivel local sino también internacional.

La restricción en el acceso al crédito a PyMEs, especialmente durante la década del '90, ha sido y sigue siendo un tema de alta preocupación en la banca pública en Argentina. Concentración bancaria, inestabilidad macroeconómica, problemas de informalidad y la importante presencia de asimetrías informativas (que generan problemas de racionamiento de crédito, selección adversa y riesgo moral) entre empresas y bancos han sido extensamente descriptos como los determinantes principales de las restricciones de acceso al crédito (Stiglitz y Weiss, 1981; Bleger y Rozenwurcel, 2000; Bleger y Borzel, 2004). En este contexto, el desarrollo de técnicas que permitan controlar los problemas asociados a las asimetrías informativas se muestra como un desafío prioritario, especialmente para bancos interesados en flexibilizar dichas restricciones.¹

Los problemas de asimetría informativa radican principalmente en que los clientes conocen mejor que las entidades financieras su valor como tomadores de fondos (disposición al pago, conocimiento de las particularidades del negocio/industria donde se desempeñan), hecho que los pone en posición de revelar información selectivamente de modo tal de influir sobre las decisiones de otorgamiento de fondos. Como contrapartida, es en general dificultoso para los tomadores de crédito, incluso para los buenos pagadores, convencer a los bancos de sus posibilidades y predisposición a la devolución de los fondos. Los bancos pueden aliviar el problema de asimetría informativa a través del estudio sistemático de las condiciones financieras y los prospectos futuros de los tomadores de fondos antes de tomar la decisión de bajo qué términos, los créditos podrían o no ser otorgados.

La experiencia internacional indica que, desde los años '70, los bancos han desarrollado modelos de evaluación del riesgo crediticio principalmente focalizados en la banca de individuos. Sin embargo, fue recién a principios de la década del '90 que los grandes bancos internacionales comenzaron a comprender la utilidad de los modelos de *scoring* en la evaluación del riesgo crediticio en PyMEs. El avance

¹ La banca pública tiene como uno de sus objetivos primordiales el apoyo a proyectos de PyMEs.

tecnológico en sistemas informáticos, procesamiento y manejo de datos, telecomunicaciones, y otros desarrollos, permitieron que dichos bancos comenzaran a diseñar modelos de medición de riesgo crediticio en las solicitudes de crédito de las PyMEs (Mester, 1997; Akhavein, Frame, y White, 2001).

El Banco de la Provincia de Buenos Aires tiene como eje primordial en su estrategia de desarrollo la eficiente atención a las PyMEs radicadas en su área de cobertura. Dentro de los planes de fortalecimiento y eficientización del banco, la mejora en la eficiencia en el otorgamiento de crédito a PyMEs aparece como un objetivo de altísima prioridad dada la importancia central que tiene el sector dentro de las funciones, no sólo del banco en particular, sino también para la banca pública en general.

El presente documento intenta documentar los primeros pasos del Banco de La Provincia de Buenos Aires en la elaboración de modelos de *scoring* de riesgo crediticio como parte del proceso de fortalecimiento y eficientización en la provisión de servicios financieros destinados al sector de PyMEs. El uso de estos modelos se presenta como una herramienta que permitirá mejorar la eficiencia del proceso de análisis y otorgamiento de créditos a PyMEs.

Con este fin, en la sección II se presenta una breve reseña de la evolución en el uso de modelos de *scoring* y su utilidad en el análisis de riesgo. La sección III argumenta a favor de la necesidad de desarrollar modelos de *scoring* de crédito. En la sección IV se describe el diseño del modelo de *scoring* basado en la experiencia, mientras que la sección V presenta la fuente de datos, limitaciones en la información y el modelo empírico. Más adelante, la sección VI describe los modelos estadísticos y las hipótesis a testear. Finalmente, la sección VII incluye la estimación y resultados y en la sección VIII presenta las conclusiones.

II. *Scoring* y crédito a PyMES

El *scoring* de créditos es un método estadístico que asigna un valor (o *score*) a un cliente potencial que representa una estimación de la evolución de la capacidad de repago futura del mismo (Feldman, 1997). Si bien modelos de *scoring* han sido utilizados desde los años '70 en el otorgamiento de créditos personales, fue durante los '90 que los grandes bancos comenzaron a usarlo rutinariamente en la evaluación de empresas PyMEs. Esto fue así porque anteriormente se enfatizaba en la heterogeneidad entre las firmas, así como se pensaba que la provisión de información

por parte de las mismas no estaba lo suficientemente estandarizada dentro del propio banco ni mucho menos entre bancos diferentes (Rutherford, 1994/1995). Algunas entidades financieras comenzaron a adoptar modelos de *scoring* de crédito al darse cuenta que la historia crediticia de los dueños de las PyMEs resulta muy útil en la determinación de las probabilidades de repago de los préstamos pedidos a nombre de las firmas. De esta forma los bancos, obteniendo los datos del dueño de la empresa de las diferentes agencias de información crediticia, pudieron combinarlos con información financiera de la misma y del negocio en que la firma opera, de modo de poder predecir con mayor precisión las probabilidades de repago del crédito (Mester, 1997).

De acuerdo con Feldman (1997), el *scoring* de crédito podría cambiar el mercado de créditos a PyMEs en aspectos tales como la relación de éstas con los bancos, la determinación del precio de los fondos, y el acceso a los mismos. El *scoring* permitiría a los bancos generar y monitorear créditos a un menor costo, así como también contribuiría a mejorar el poder de predicción en cuanto a las probabilidades de incumplimiento futuro.

El efecto de la implementación de estos modelos sobre los precios promedio de los fondos es ambiguo, dependiendo del comportamiento de la oferta y la demanda de crédito. Considerando la oferta de fondos, una disminución de costos debería redundar en aumentos en la oferta de crédito y reducción de precios. Sin embargo, es importante considerar también que algunos bancos usan el *scoring* de créditos como complemento (en lugar de reemplazo) de las formas tradicionales de otorgamiento, generando mayores costos. En este sentido, en la medida en que las predicciones de los modelos se tornasen más precisas, esto permitiría a los bancos, por un lado, expandir la oferta de crédito a deudores más riesgosos (aquellos que de otra forma no obtendrían crédito) incluyendo en el precio de los fondos alguna compensación por el riesgo incurrido (aumento de tasa de interés por mayor riesgo). Por otro lado, permitiría ofrecer menores tasas a deudores de bajo riesgo. Teniendo en cuenta los dos efectos recién mencionados, es muy difícil determinar *ex ante* el efecto final sobre el precio promedio de los fondos.

Varios estudios empíricos llevados a cabo recientemente en Estado Unidos de Norte América llegaron a la conclusión de que el uso de modelos de *scoring* está asociado con el aumento del crédito a PyMEs medido como la participación del crédito a las mismas en la cartera total de los bancos (Frame, Srinivasan, and Woosley, 2001; Frame, Padhi, and Woosley, 2004). Sin embargo, también indican que se observó un

leve incremento en el precio promedio de los fondos otorgados a través del uso de modelos de *scoring* (Berger, Frame and Miller, 2002).

En definitiva, dado que el uso de modelos de *scoring* de crédito reduce costos y/o mejora el poder de predicción, debería esperarse un incremento en la oferta de fondos para PyMEs. Adicionalmente, el mayor poder predictivo aumentaría las posibilidades de que algunos bancos fijen precios de acuerdo a la real probabilidad de repago del deudor, en lugar de denegar el crédito por miedo a que el precio cargado no sea suficiente (generando de este modo un problema de racionamiento del crédito)².

La utilidad de los modelos de *scoring* no se circunscribe exclusivamente a la cuantificación del riesgo crediticio para el otorgamiento y monitoreo de créditos, sino que además permite controlar el grado de concentración del riesgo, la evaluación de retorno del capital a nivel individual, y un más activo manejo de la cartera crediticia del banco. Adicionalmente, los modelos de *scoring* asoman como una herramienta de central importancia a la hora de desarrollar instrumentos como la *securitización* de cartera de créditos a PyMEs, frecuentemente considerada como un instrumento necesario para el acceso a fuentes alternativas de fondos (como las AFJP o, directamente, los mercados de capitales; Bleger, y Borzel, 2004).

Finalmente, los modelos de *scoring* que generen predicciones precisas acerca del riesgo asociado a cada crédito aparecen como una herramienta muy importante en la determinación del capital económico de los bancos. Los acuerdos de Basilea han introducido en el debate la necesidad de que los bancos centrales establezcan mecanismos que estimulen el uso de modelos de determinación de riesgo crediticio por parte de las instituciones bajo su control. Más allá de las innumerables críticas efectuadas a las recomendaciones de dichos acuerdos (Wierzba, y Golla, 2005), no puede dejarse de lado la utilidad de dichos modelos en la determinación precisa del riesgo crediticio y, por consiguiente, su utilidad a la hora de decidir el nivel de provisiones y de capital regulatorio adecuados para cubrir el riesgo asociado a cada cartera de crédito.

² La identificación del riesgo de los clientes es una herramienta de central importancia, especialmente en la banca pública, entre cuyos objetivos se encuentra el combate al racionamiento del crédito. El uso de esta información permitiría tomar mejores decisiones a la hora de diagnosticar el problema y de ofrecer soluciones concretas a través de la determinación de tasas ajustadas por riesgo. Adicionalmente podría, transformarse en un excelente mecanismo de determinación de precios de referencia para el diagnóstico de la gravedad del problema de racionamiento del crédito.

III. La necesidad de desarrollar modelos de *scoring* de crédito

Como parte de un programa de modernización del Banco de la Provincia de Buenos Aires, durante el año 2004 se recurrió a los servicios de una consultora internacional (Consortio Booz Allen Hamilton – Strat – Finsterbusch Pickenhayn Sibille), con el objetivo de realizar un estudio de diagnóstico y la formulación de un plan de fortalecimiento y eficientización del Banco. Las conclusiones de dicho estudio fueron presentadas a las autoridades del Banco a fines de diciembre del 2004.

Las conclusiones generales en cuanto a la gestión de riesgo crediticio indicaban que el proceso de gestión de crédito del Banco sólo cumplía con niveles muy básicos, e identificaba algunas áreas como la de seguimiento y sistemas que debían ser fortalecidas. Este proceso debería ser desarrollado, de modo de poderlo alinear con las buenas prácticas bancarias, lo cual redundaría en el mejoramiento de la calidad y el manejo de la cartera del Banco.

A partir de este diagnóstico, las recomendaciones se centraron en la creación de una Gerencia de Riesgo de Crédito (reportando a una Gerencia de Política y Gestión de Riesgos) que tuviera las siguientes características:³

- *Jerarquizada e independiente de la gestión comercial.*
- *Dotada de personal capacitado e idóneo.*
- *Con los procesos de análisis, aprobación y seguimiento centralizados en centros zonales.*
- *Dotada de sistemas adecuados para medir, controlar e informar el riesgo.*

Más adelante, en el marco del análisis de metodologías el informe de la consultora sostiene que la mayoría de las aprobaciones de crédito estaban basadas en un análisis crediticio “exhaustivo”, independiente del monto total de la asistencia crediticia, relegando el uso de modelos de *scoring* sólo para el caso de algunos créditos de consumo de individuos. En tanto, del análisis del proceso de evaluación y aprobación de créditos se concluyó que, si bien el proceso de cómo realizar el análisis estaba bien documentado en los manuales de procedimientos, y la descripción de facultades crediticias era clara, no existía una alineación entre el esfuerzo de análisis y el riesgo incurrido: se efectuaba prácticamente el mismo análisis para cada cliente, cualquiera fuera el tipo de crédito solicitado.

³ Cabe mencionar que al momento del informe existía una gerencia de riesgo, y una subgerencia de riesgo crediticio, sin embargo la misma sólo participaba en el análisis de riesgo de algunos de los créditos otorgados por el banco (aquellos de mayor monto).

En cuanto a las medidas propuestas para solucionar estos inconvenientes, se resaltaron entre otras cuestiones:

- *Alinear el esfuerzo de acuerdo al riesgo: desarrollar metodologías de decisión parametrizadas para el otorgamiento de crédito a aquellos sectores de clientes más estandarizados o simples de analizar, ejemplo: agro, consumo.*
- *Si bien el banco sigue la misma categorización de riesgo que la recomendada por el BCRA, debería definir estándares dentro de la calificación crediticia "1" (grado de inversión, sub-inversión y especulativos) para determinar el tipo de producto que se puede ofrecer a cada uno de ellos.*
- *Consensuar y codificar criterios claros de aceptación para cada tipología estructural de crédito (qué condición financiera debe tener el cliente para que le sean ofrecidos cierto tipo de productos).*

Tomando en consideración estos resultados y los lineamientos propuestos, y con la interacción entre las distintas áreas estratégicas del Banco, durante al año 2005, se confeccionó un plan compuesto por doce programas tendientes a reformar y fortalecer las áreas comerciales y de riesgo, y la gestión operativa.

En el marco del Plan de Transformación, se introdujeron una serie de reformas tendientes a consolidar el liderazgo del Banco en el segmento de personas, asegurar su liderazgo en el segmento de las PyMEs, impulsar el proceso de bancarización del segmento de bajos ingresos y alcanzar gradualmente niveles de buena práctica en eficiencia y eficacia operativa y gestión de riesgo.

Entre los principales avances en esta transformación se pueden mencionar dos cambios significativos en la forma de conducir actividad crediticia a PyMES. Por un lado se destaca la puesta en marcha de los Centros PyME–Agro en las zonas de mayor densidad económica, cuyo objetivo es elevar la efectividad comercial, principalmente para las empresas medianas y grandes de este segmento, aplicando un nuevo modelo operativo con especialización zonal de funciones en la red de sucursales.⁴ Adicionalmente, se propuso una optimización del proceso crediticio a través de la simplificación de la documentación a presentar, así como también de los formularios del banco utilizados en dicho proceso.

⁴ Como regla general se estableció que las PyMEs atendidas por estos centros serán aquellas cuya facturación anual este entre 1 y 100 millones de pesos. Sin embargo, se atenderán también aquellas empresas que, si bien por su facturación podrían ser consideradas grandes, por su estructura organizativa no pueden ser consideradas corporaciones.

Por otro lado, tal vez el avance más significativo en términos de modernización de prácticas de otorgamiento crediticio, es la implementación de un esquema de doble firma, en el cual la instancia comercial propicia una calificación crediticia, en tanto que la instancia de riesgo es la encargada de aprobarla.⁵ Como resultado, se impulsó una importante jerarquización de la gerencia de riesgo, ya que la misma compartirá la responsabilidad en la aprobación de la totalidad de los créditos generados a través de los centros PyME-Agro. El sistema de doble firma garantiza que dos instancias independientes entre sí participen de la aprobación de todos los créditos, fomentando tanto la complementariedad de tareas comerciales y de análisis y gestión de riesgo, como así también el control cruzado entre las áreas participantes del proceso.

En este contexto, el desarrollo de modelos de *scoring* de riesgo crediticio permitiría, por un lado, facilitar un análisis sistemático y consistente de cada cliente a un bajo costo. Por el otro, sería posible acortar el tiempo de aprobación y reducir la carga para los analistas de riesgo crediticio en los casos en que el riesgo asociado al crédito (y medido por el modelo) no amerite un análisis más exhaustivo.

Adicionalmente, permitirá al Banco contar con un sistema de calificación que exceda los alcances del sugerido por el BCRA. El modelo de *scoring* asigna calificaciones más precisas, que permiten distinguir entre diferentes posiciones de riesgo aún entre aquellos clientes calificados como en situación “1” según la metodología propuesta por el BCRA.

IV. Diseño del modelo de *scoring* basado en la experiencia

Con el fin de comenzar a desarrollar los modelos de riesgo crediticio, se decidió combinar dos enfoques frecuentemente comentados en la literatura. Estos enfoques son: el basado en la experiencia de los analistas de crédito, y el apoyado exclusivamente en métodos estadísticos. La utilidad de combinar ambos métodos en

⁵ Las regulaciones del BCRA indican que créditos menores a \$200.000 (para el período de estudio en el presente documento) pueden ser considerados como de consumo y vivienda, en contraste con aquellos de mayor monto considerados créditos “comerciales”. Solamente los últimos deben ser propiciados y clasificados en diferentes instancias. Los créditos de consumo y vivienda no necesitan de una doble instancia. De este modo, la decisión final de otorgamiento, queda en manos solamente del gerente comercial de la sucursal donde el mismo es gestionado. Esto no implica que no se lleve a cabo una evaluación del riesgo asociado al crédito. El problema radica en que la evaluación del riesgo la realiza alguien subordinado a la autoridad del gerente de la sucursal.

el diseño de modelos de *scoring* ha sido resaltada en la literatura y por ello ha sido el criterio elegido en el presente estudio (Splett et. al, 1994).

En síntesis, el estudio comprende, por un lado, la confección de un modelo de *scoring* basado en la experiencia de los analistas de crédito del banco y, por otro lado, se utilizan procesos econométricos mediante los cuales se compara la efectividad del modelo basado en la experiencia con modelos econométricos alternativos.

El desarrollo de un modelo de *scoring* de crédito requiere de 5 pasos fundamentales (Splett et. al, 1994):

1. Identificación de tipo de indicadores relevantes.
2. Selección de variables y/o método de medición de cada tipo de indicador.
3. Ponderación de cada variable dentro del modelo.
4. Determinación de los rangos para la medición de cada variable.
5. Selección del número de grupos o *scores* diferentes que asignará el modelo.

De este modo, el primer paso del estudio consistió en mantener entrevistas individuales y grupales con analistas de crédito con probada idoneidad y experiencia en el análisis de riesgo crediticio pertenecientes a la Gerencia de Riesgo Crediticio del Banco. En estas entrevistas hubo un total acuerdo en que las variables a ser utilizadas en el análisis de créditos de corto plazo deben ser diferentes a las utilizadas en el análisis para créditos de largo plazo. También se acordaron un conjunto de indicadores que en opinión de los entrevistados son relevantes a la hora de analizar la situación financiera y la capacidad de repago de las empresas para créditos de corto plazo. Estos indicadores incluyen no sólo información financiera, sino también datos sobre la historia de pagos con el resto de sistema en general y en el banco en particular. Se resaltó también la importancia de contar con datos acerca de la evolución de los negocios en la industria en que se desempeña la firma bajo análisis.

En la Tabla 1 se detallan las variables que en conjunto se consideraron relevantes en el proceso de otorgamiento de créditos según la experiencia de los analistas de crédito del banco (para el desarrollo de un modelo "ideal" de *scoring*). El modelo presentado en esta tabla se denominará en adelante "*modelo propuesto*".

Tabla 1. Variables del modelo propuesto basado en la experiencia

Variables	Definición	Criterio de medición	Puntaje
Financieras:			55
Situación patrimonial			10
Ratio de Deuda/Activos	Pasivos / Activos		5
Pasivos de largo plazo/Capital	Pasivos no corrientes / Patrimonio neto		5
Liquidez			15
Ratio Activo corr./Pasivo corr.	Activo corriente / Pasivo corriente	0 a 5 puntos según percentil:	5
Test de acidez	(Caja + Inv. de corto + Cuentas por cobrar) / Pasivos corrientes		5
Calce de plazos		100-91	5
Rentabilidad			15
ROA	Resultado neto / Activos	90-75	4
Rendimiento sobre ventas	Resultado neto / Ventas	75-50	3
Cobertura de Intereses	Resultado antes de intereses e impuestos / Intereses	50-25	2
		25-10	1
		10-1	0
Eficiencia			15
Rotación de inventario	Costo de mercadería / Inventario		5
Rotación Activos	Ventas / Activos		5
Evolución ventas			5
No financieras:			45
Garantías	Tipo de garantías otorgadas	10	10
Situación BPBA/BCRA	Con el banco y con el sistema financiero	Situación 1, con BPBA 5, con sistema 5. Otra 0.	10
Sector de actividad	Índices de actividad sectorial	Según índice sectorial,	10
Región	Condiciones económicas regionales	Gcia. Est. Economicos	5
Antigüedad	En el banco y la actividad	1 pto cada 2 años	5
Concepto	Opinión general del oficial generador	A discreción del oficial	5

De este listado de variables sobresalen los indicadores financieros, divididos en indicadores de rentabilidad, liquidez, eficiencia y situación patrimonial, que a su vez están medidos por diferentes variables (por ejemplo: el indicador de rentabilidad se mide a través de las variables *ROA*, *Margen de ganancias* y *Cobertura de intereses*), mientras que entre las variables no financieras se incluyen las características de la empresa (*Cumplimiento*, *Antigüedad*, etc.) y del ambiente en el cual se desarrollan sus actividades (*Industria* y *Localización geográfica*). Las garantías presentadas para el crédito y el historial de pagos de la empresa cumplen un rol central en el análisis, según la opinión de los analistas.

La columna “Criterio de medición” de la Tabla 1 resume la forma en la que los valores observados de las variables se transforman en puntos para el modelo de *scoring*. Para medición de las variables financieras se sugirió un criterio que surge de la comparación del valor de la variable de la empresa con las del conjunto de empresas de la muestra, estando el puntaje asignado directamente relacionado con el percentil de la muestra al que pertenece según la definición en la Tabla. La última columna de la Tabla 1 indica cual sería el puntaje máximo otorgado por cada indicador dentro de un modelo de *scoring* que asignaría un total de 100 puntos a partir de los cuales se definiría el *score* asignado a cada empresa. El *score* va a estar determinado por el puntaje asignado a la empresa. La Tabla 2 muestra los rangos de puntajes para cada *score* posible, así como también una propuesta de calificación según el *score* asignado.

Tabla 2. Propuesta de *scoring* y calificación interna asociada

Puntaje	Score	Calificación Interna
100 - 91	5	AAA
90 - 81	4	AA
80 - 71	3	A
70 - 61	2	BBB
60 - 51	1	BB
< 50	0	B

V. Fuente de datos, limitaciones en la información y el modelo empírico

Luego de un trabajoso proceso de búsqueda de datos se pudo reunir una muestra de 255 empresas que incluyen 638 observaciones de estados contables entre los años

1998 y 2004 (solamente se cuenta con 2 o 3 balances consecutivos por empresa). Los archivos de planilla de cálculos con estados contables disponibles en la Gerencia de Riesgo Crediticio no cuentan, sin embargo, con información complementaria suficiente acerca de la empresa, y cuando existe esta información, la misma se encuentra en el archivo de las empresas que recibieron el financiamiento (en papel), por lo que la información adicional se perdió en el caso de las empresas a las que se les fue denegado el crédito. Es por esta razón que el presente estudio se concentrará en el uso de información financiera de todas las empresas (a través de balances de las firmas que recibieron financiamiento y aquellas a las que le fue denegado), a la que sólo se le agregarán datos provenientes de los informes de la Central de Deudores del Sistema Financiero, del BCRA. De estos informes se obtuvieron los datos acerca de la situación de las empresas, tanto para el Banco de la Provincia como para el resto del sistema financiero.

En el presente estudio se intenta medir entonces la relación entre diferentes variables financieras y la determinación del riesgo crediticio de las empresas. Con este fin se seleccionaron un conjunto de variables financieras propuestas por los especialistas en análisis de riesgo crediticio, presentadas en la Tabla 1. La Tabla 3 presenta las variables seleccionadas, algunos datos estadísticos relevantes, así como también los puntajes máximos asignados a cada variable. El modelo propuesto en la Tabla 3 se denominará en adelante “*modelo empírico basado en experiencia*” ya que es una versión simplificada del denominado “modelo propuesto” (por los analistas de riesgo crediticio). La Tabla 4 presenta los rangos de puntajes para la afinación del score de la empresa.

Tabla 3. Variables del modelo empírico basado en experiencia

	Muestra completa					Puntaje
	N	Media	Desvió estándar	Mínimo	Máximo	
Deuda/Activos	576	0.47	0.01	0.00	0.91	10
Pasivos largo plazo/Capital	576	0.85	0.03	0.00	5.73	10
Cobertura intereses	576	2.89	0.48	-83.26	93.78	10
ROA	576	0.05	0.00	-0.26	0.30	10
Rendimiento sobre ventas	576	0.06	0.01	-0.61	0.84	10
Activo corr/Pasivo corr	576	2.14	0.10	0.00	32.05	10
Test de acidez	576	0.18	0.02	0.00	4.65	10
Rotación de activos	576	0.97	0.03	0.00	4.06	10
Garantías	576	2.84	0.15	0.00	57.26	5
Situación BPBA/BCRA	576	0.75	0.03	0.00	6.00	5
						Total
						90

* Garantías no se define como en la Tabla 1. La variable utilizada en el modelo se define como Activos Libres/Total Pasivos

El criterio de asignación de puntos para las variables financieras es por percentil, según lo descrito en la Tabla 1. En el modelo empírico se pondera con mayor importancia a las variables financieras, por lo que el puntaje de 0 a 10 surge de multiplicar por dos los valores de 0 a 5 asignados según el percentil. Dada la información obtenida, la variable *Garantías* no se puede medir según la definición sugerida, por lo que se recurrió a una medición basada en los estados contables definida como el ratio “Activos libres / Pasivos”, y se le asignó un valor entre 0 y 5 puntos dependiendo del percentil al que pertenece la observación. Finalmente *Situación BPBA/BCRA* otorga 5 puntos si la empresa estuviera en situación 1 y 0 si presentase otra situación.

Tabla 4. Asignación de scores – Modelo empírico basado en experiencia

Puntaje	Score asignado
90 – 75	5
75 - 65	4
65 - 55	3
55 - 45	2
45 - 35	1
< 35	0

Una de las principales preocupaciones de los especialistas en riesgo crediticio es la determinación de parámetros universales para la asignación de puntajes. El problema que se señala es que diferentes sectores o actividades de la economía presentan características completamente disímiles en su operación comercial. Por ello, parámetros que para una industria son considerados aceptables, resultan indicadores muy pobres en otros sectores de la economía (por ejemplo: en la producción de granos los bienes de cambio rotan una vez al año, mientras que un supermercado la rotación de los bienes de cambio es considerablemente mayor).

La mejor alternativa para el tratamiento de este problema sería la determinación del percentil de pertenencia de cada observación en comparación con las observaciones de las empresas en el mismo sector de actividad. Sin embargo, el problema práctico que surgió en este estudio es el del escaso número de observaciones disponibles en comparación con el número de sectores en que se puede dividir la economía. El criterio alternativo utilizado fue el de una división por sectores donde se pudieron distinguir cuatro áreas principales: la de PyMEs agropecuarias, la de PyMEs comerciales y de servicios, la de PyMEs industriales y de la construcción, y las

Tabla 6. Información complementaria según score y sector

Score	Muestra completa		PyMEs agropecuarias		PyMEs comercio y servicios		PyMEs industria y construcción		Otras PyMEs	
	N	Puntaje medio	N	Puntaje medio	N	Puntaje medio	N	Puntaje medio	N	Puntaje medio
0	49 8.5%	26.7	8 5.0%	27.5	9 8.7%	26.6	16 10.5%	24.8	16 9.9%	28.2
1	87 15.1%	41.2	25 15.6%	41.4	15 14.6%	40.1	24 15.8%	41.2	23 14.3%	41.6
2	167 29.0%	50.8	61 38.1%	50.8	31 30.1%	51.0	37 24.3%	50.8	38 23.6%	50.6
3	170 29.5%	60.2	42 26.3%	60.0	28 27.2%	59.5	45 29.6%	60.6	55 34.2%	60.4
4	83 14.4%	70.2	19 11.9%	69.8	15 14.6%	71.0	22 14.5%	70.2	27 16.8%	69.9
5	20 3.5%	78.3	5 3.1%	81.2	5 4.9%	77.8	8 5.3%	77.3	2 1.2%	76.0
	576		160		103		152		161	

* Porcentaje de observaciones sobre el total del grupo.

VI. Modelos estadísticos e hipótesis a testear

Utilizando la clasificación resultante del modelo basado en experiencia, en esta sección se presentarán una serie de modelos econométricos alternativos que tendrán como variable dependiente los *scores* resultantes del modelo “basado en la experiencia”, y como variables independientes diferentes combinaciones de las variables utilizadas en este mismo modelo.

Si bien las opiniones técnicas difieren acerca de cual es el modelo más adecuado en términos de simplicidad de uso, propiedades estadísticas y econométricas, así como también en la precisión general en la predicción, el método de estimación elegido es un modelo logit para datos ordenados. Estos modelos son frecuentemente utilizados en estimaciones con datos por categoría y, dado que la variable dependiente (*scores*) esta naturalmente ordenada, la opción de utilizar modelos logit para variables ordenadas resulta el procedimiento más adecuado (Splett et. al, 1994).⁷

Las variables independientes se miden por sus valores reales en lugar de ser medidas por un valor único para cada rango. Por ejemplo, supongamos una empresa con un ratio *Deuda/Activos* de 2.5, correspondiente al percentil 70 en su grupo de comparación; obtiene en el modelo basado en la experiencia 8 puntos (4 puntos por 2 de ponderación), que contribuyen a la puntuación final y se transforman en un *score* según el criterio descrito en la Tabla 4. Sin embargo en los modelos logit usados en este estudio, las variable ratio *Deuda/Activos* tomará un valor real de 2.5. De este modo, los modelos logit usan una medición más precisa de la variable independiente.

Uno de los problemas que puede presentar el uso de modelos logit estimados bajo el método de máxima verosimilitud, es la influencia de observaciones extremas (o *outliers*). Con el fin de controlar este problema se eliminaron observaciones extremas, reduciendo el número de observaciones utilizables a 576 (como se puede observar en la segunda columna de la Tabla 3).

A esta altura debería estar claro que hay dos modelos posibles para la medición de *scores*, el modelo empírico basado en la experiencia y los modelos estadísticos, de cuya estimación se puede obtener un nuevo conjunto de *scores* de acuerdo a los valores reales de las variables explicativas. De este modo, surge la primera hipótesis a testear en el trabajo:

⁷ Para las estimaciones se utiliza la sentencia “ologit” en el software econométrico STATA 8.2.

H₀1: El modelo empírico basado en experiencia y los modelos econométricos generales producen los mismos scores.

H_A1: Ambos tipos de modelos producen resultados diferentes.

El aceptar la hipótesis nula *H₀1*, simplificaría el trabajo en el sentido de que el uso de modelos basados en experiencia serían adecuados para la estimación de *scores*, y por ende se acotaría la necesidad de utilización de técnicas más complejas (econométricas) en la elaboración de modelos de evaluación de riesgo crediticio.

En segundo término hay un problema asociado a la determinación del modelo adecuado de estimación. El problema está vinculado a la selección de las variables relevantes. Por un lado, un modelo con un gran número de variables podría eventualmente tener un mejor poder predictivo que uno con un menor número. Por otro lado, la recopilación de información exhaustiva y la posterior medición de las variables a partir de esa información esta frecuentemente asociada con importantes costos. De este modo el desafío sería testear si modelos simplificados (menor volumen de información) pierden poder predictivo. En otras palabras, reconociendo el *trade-off* entre precisión y costos de obtención de datos, se podría generar una segunda hipótesis a testear en el presente trabajo:

H₀2: Modelos extendidos predicen mejor que los modelos simplificados.

H_A2: Modelos extendidos y modelos simplificados no difieren en su poder de predicción.

Descartar la hipótesis nula *H₀2* en favor de la alternativa *H_A2*, ayudaría a desarrollar modelos con menor cantidad de variables y por lo tanto menos costos en términos de obtención y procesamiento de información.

VII. Estimación y resultados

En esta sección del documento se procederá a testear las dos hipótesis identificadas en la sección precedente. La estrategia a utilizar será la siguiente: en primer término, se estimarán modelos donde se intentará determinar el poder explicativo de un conjunto de variables sobre la determinación de un *score* para la empresa en cuestión, teniendo en cuenta el sector de la economía en que se desempeña. En segundo

término, se intentará determinar si los modelos extendidos son consistentemente más útiles que los modelos simplificados.

La estimación del modelo econométrico consiste en regresar un modelo logit para datos ordenados donde a las variables del modelo se le agregan algunas variables de control.

Una de las preocupaciones de los especialistas en riesgo crediticio es la diferencia que se presenta entre las variables relevantes para cada sector. Como ya se mencionó, una forma de controlar este problema es la asignación de puntajes a partir de la comparación con otras empresas del mismo sector. Sin embargo al incluir las variables independientes con sus valores reales, el problema podría trasladarse a los parámetros estimados por el modelo. Las estimaciones muestran dos alternativas posibles. Por un lado, en la primera regresión de la Tabla 7 se muestra el modelo general con la inclusión de todas las observaciones y variables *dummy* para los diferentes sectores. De este modo se puede controlar, en parte, el problema sectorial recién comentado.

Los resultados simplificados de la estimación del “modelo econométrico general” (Tabla 7) indican que las variables utilizadas en el mismo explican las calificaciones surgidas del modelo basado en la experiencia.⁸ Tanto para el ratio de *Deuda/Activos* como para la relación *Pasivos de largo plazo/Capital* los signos negativos de los coeficientes indican que un mayor endeudamiento total o de largo plazo, medidos contra activos y patrimonio neto respectivamente disminuyen la calificación de riesgo.

En cuanto a los indicadores de rentabilidad, los tres utilizados en la regresión muestran signos positivos, indicando que mayor rentabilidad mejora la calificación. Sin embargo, no se puede afirmar que el coeficiente de la variable *Margen sobre ventas* es significativamente diferente de cero. Una conclusión posible sería que no sólo es importante tener un mayor *ROA*, sino que además es relevante que el *Margen sobre ventas* sea suficientemente alto como para cubrir los intereses (coeficiente de *Cobertura de intereses* positivo). En definitiva, mayores *ROA* y mayores *Coberturas de intereses* deberían traducirse en mejores *scores*.

⁸ Nótese que, dada la dificultad en la interpretación de los parámetros estimados por los modelos econométricos utilizados, las Tablas 7 a 11 presentan solamente una síntesis de los resultados que incluyen los signos de los parámetros, pudiendo encontrarse los resultados econométricos detallados en el Apéndice estadístico; particularmente en las Tablas A2 a A6. Para una correcta interpretación de los símbolos presentados en las Tablas 7 a 11 leer las referencias al pie de las mismas.

Los indicadores de liquidez también muestran que mayor liquidez medida por la variable *Activos corr./Pasivos corr.* mejora la calificación de la empresa. No sólo el concepto amplio de liquidez es importante, sino que también un concepto más restrictivo de liquidez como lo es el *Test de acidez* se muestra como importante a la hora de calificar la empresa.

Tabla 7. Resultados simplificados - Modelos empíricos basados en experiencia.

	Modelo general	PyMEs Agro.	PyMEs Com-Serv	PyMEs Const-Ind	Otras
Deuda/Activos	---	--	--	---	---
Pasivos largo plazo/Capital	---	---	---	--	0
Cobertura intereses	+++	++	0	0	+
ROA	+++	+++	+++	+++	+++
Rendimiento sobre ventas	0	0	0	0	0
Activo corr/Pasivo corr	++	0	+++	+++	+++
Test de acidez	++	0	0	+++	+++
Rotación de activos	+++	+	++	++	+++
Garantías	0	0	++	---	0
Situación BPBA/BCRA	---	0	-	--	--
Dummy agro	+++				
Dummy constr-ind	0				
Dummy com-serv	+				
Test: Modelo del sector es igual al modelo general					
	Rechaza	Rechaza	Rechaza	Rechaza	Acepta

Referencias:

Celda vacía: Variable no incluida en el modelo.

0: Influencia no es significativamente diferente de 0.

+, ++, +++: Influencia positiva (aceptable con nivel de confianza de 90%, 95% y 99% respectivamente).

-, --, ---: Influencia negativa (aceptable con nivel de confianza de 90%, 95% y 99% respectivamente).

La eficiencia medida por la rotación de activos también afecta positivamente el *score*, mientras que las *Garantías* medidas como la relación entre los activos libres y los pasivos totales parecen no tener influencia en la calificación. La *Situación BPBA/BCRA* afecta inversamente la calificación; situaciones 2 o mayores afectan negativamente la calificación.

Finalmente, los coeficientes de las variables *dummies* de los sectores agropecuario, y comercio y servicios (*Dummy agro*, y *Dummy com-serv.* respectivamente) indican que

la distinción por actividad es relevante a la hora de considerar modelos de calificación o *scoring*.

Habiendo comprobado la importancia de las consideraciones sectoriales en el modelo econométrico, el siguiente paso del estudio consiste en confirmar que los coeficientes de modelos estimados para cada actividad son diferentes que los obtenidos agrupando todas las empresas. Las últimas 4 columnas de la Tabla 7 muestran los resultados del mismo modelo econométrico, donde la muestra es separada por actividad. La columna 2 muestra los signos del modelo para empresas del sector agropecuario, la columna 3 hace lo propio para empresas industriales y de la construcción, la columna 4 las empresas de comercio y servicios, mientras que la última columna muestra los signos para el resto de las empresas (aquellas donde no fue posible determinar la actividad principal; ni en la información obrante en el Banco, ni en los informes del BCRA).

Como se puede observar, los signos de los coeficientes son los esperados en todos los casos, pero resulta interesante destacar que muchos de los coeficientes dejan de ser significativos (aún al 10%). Adicionalmente, se puede observar que no todas las variables son útiles en las distintas actividades. Por ejemplo, la variable *Cobertura de intereses* no es importante en apariencia para los sectores PyME comercio y servicios y construcción e industria, pero sí lo es para el resto de los sectores. Sin embargo, estos resultados deben ser chequeados puesto que podría darse el caso de que la medición de la situación patrimonial, por ejemplo, no necesariamente deba ser medida con dos variables a la vez (*Deuda/Activos* y *Pasivos de largo plazo/Capital*), sino que podría ser cuantificada solamente por una de las mediciones alternativas.⁹

Los últimos renglones de la Tabla 7 muestran los test de igualdad entre los coeficientes de los modelos sectoriales y los del modelo general. Solamente en el caso del sector Otras PyMES se puede aceptar la entre los coeficientes del modelo basados en experiencia y los modelos econométricos sectoriales.

Estos resultados permiten extraer algunas conclusiones interesantes. Las variables utilizadas en el modelo basado en experiencia son útiles a la hora de determinar calificaciones. Las variables tienen diferente influencia en la calificación de diferentes actividades. Si bien en el modelo general algunas de las variables ofrecen un

⁹ En los modelos donde se utilizó más de una variable para medir solidez patrimonial, liquidez, o rentabilidad se testeó por multicolinealidad y la existencia de la misma fue descartada. La misma no fue un problema en ninguno de los casos.

importante poder explicativo, las mismas variables pierden ese poder cuando se las mide en diferentes actividades. Una posible explicación podría estar relacionada con la superposición en la medición de las diferentes categorías de variables.¹⁰

Estas conclusiones nos llevan a la segunda parte de esta sección donde se intenta determinar si el uso de un mayor número de variables agrega poder de predicción al modelo. Las Tablas 8 a 11 muestran los signos estimados a través de 6 modelos econométricos diferentes para cada sector (ver resultados detallados en Tablas A3 a A6 del Apéndice estadístico). En este caso, se compara el modelo completo (Modelo I) con otros modelos simplificados y se intenta determinar si un modelo con mayor número de variables mejora el poder de predicción del modelo, o por el contrario la eliminación de variables explicativas no esta acompañada de una pérdida de poder de predicción.

La manera de medir la bondad del ajuste de un modelo econométrico tradicional (por ejemplo: mínimos cuadrados ordinarios) consiste en calcular su R^2 , que representa una medida de en qué grado el valor de la variable dependiente es explicado por los valores de las variables independientes. Sin embargo este criterio presenta una dificultad: aumenta siempre que se agreguen variables independientes. De este modo se desarrollaron una serie de indicadores alternativos que penalizan por el uso de variables extras. La bondad del ajuste del modelo, medida con estos criterios, no mejora sistemáticamente al agregar variables explicativas. Estos criterios permiten determinar hasta cuando la inclusión de variables contribuye a mejorar el ajuste del modelo y a partir de cuando la inclusión de variables extra es innecesaria (cuando ésta no contribuye de manera considerable a mejorar el poder explicativo del modelo). Entre estos criterios podemos mencionar el R^2 ajustado, el Akaike Information Criteria (AIC), y el Bayesian Information Criteria (BIC), entre otros. Como la estimación de modelos logit para datos ordenados estimados por criterio de máxima verosimilitud no estima el R^2 ni el R^2 ajustado, se utilizaran como criterios de determinación de la bondad del ajuste los valores AIC y BIC. Según estos criterios se buscan modelos con el mayor valor posible de estos indicadores de bondad del ajuste ponderada por el número de variables utilizadas.

¹⁰ Ejemplo: Tal vez en algunos sectores la medición de la situación patrimonial necesite del aporte de dos variables (*Deuda/Activos* y *Pasivos de largo plazo/Capital*) mientras que para otros sectores, como el agropecuario, la distinción entre estas dos medidas no sea importante y por lo tanto no agregue demasiada información en el modelo econométrico.

El criterio de eliminación de variables en la estimación de los modelos II a VI de las tablas consiste en utilizar solamente una medición en variables que podrían ofrecer información redundante. En primer lugar los modelos II y III utilizan solamente una variable para medir solidez patrimonial. En el modelo II se utiliza el ratio *Deuda/Activos*, mientras que el modelo III se utiliza solamente *Pasivos de largo plazo/Capital*. Como se puede ver en todos los casos la eliminación de una de las variables mejora los valores de AIC y BIC, indicando que el modelo con menor número de variables presenta un mejor ajuste (ponderado por el número de variables incluidas) que el modelo completo. El mismo criterio de eliminación se utilizó en los modelos IV al VI, partiendo del modelo con mejor ajuste entre los modelos II y III. A diferencia de los casos anteriores, en los modelos IV a VI se optó por incluir en las tablas solamente las combinaciones de modelos que mejoran la medición de AIC y BIC.

La Tabla 8 presenta los signos para el sector agropecuario. En este caso, el modelo VI (en gris) es el modelo simplificado con mejores valores de AIC Y BIC.

Tabla 8. Resultados simplificados - Modelos alternativos - Sector agropecuario

	Modelos					
	I	II	III	IV	V	VI
Deuda/Activos	--		---	---	---	---
Pasivos largo plazo/Capital	---	---				
Cobertura intereses	++	+	0	0		
ROA	+++	+++	+++			
Rendimiento sobre ventas	0	0	0	+++	+++	+++
Activo corr/Pasivo corr	0	0	++	++	+	
Test de acidez	0	0	0	0		+
Rotación de activos	+	0	+	++	+++	++
Garantías	0	++	0	0		
Situación BPBA/BCRA	0	0	0	0	0	0
AIC	1.96	2.00	2.35	2.48	2.49	2.54
BIC	-451.52	-449.26	-392.85	-375.12	-383.34	-375.66

Referencias:

Celda vacía: Variable no incluida en el modelo.

0: Influencia no es significativamente diferente de 0.

+, ++, +++: Influencia positiva (aceptable con nivel de confianza de 90%, 95% y 99% respectivamente).

-, --, ---: Influencia negativa (aceptable con nivel de confianza de 90%, 95% y 99% respectivamente).

En el caso de este sector, la utilización del ratio *Deuda/Activos* como medida de la solidez patrimonial, el *Rendimiento sobre ventas* como indicador del rendimiento, el *Test de acidez* como medida de liquidez y la *Rotación de activos* como medida de eficiencia, junto con las *Garantías* y la *Situación BPBA/BCRA*, serían suficientes para poder calificar a la empresa. Nótese que en el caso del modelo VI se utilizan solamente 4 variables financieras a diferencia de las 8 utilizadas en el modelo I (modelo extendido).

La Tabla 9 presenta los modelos para el sector de PyMEs industriales y de la construcción. El modelo IV (gris) aparece como el mejor modelo simplificado, incluyendo solo 4 variables financieras (ratio *Deuda/Activos*, *Rendimiento sobre ventas*, *Test de acidez*, y *Rotación de activos*).

Tabla 9. Resultados simplificados - Modelos alternativos - Sector PyMEs industria y construcción

	Modelos					
	I	II	III	IV	V	VI
Deuda/Activos	---	---		---	---	---
Pasivos largo plazo/Capital	-		---			
Cobertura intereses	0	0	++	++	++	
ROA	+++	+++	+++			
Rendimiento sobre ventas	0	0	0	+++	++	++
Activo corr/Pasivo corr	+++	+++	0	+++		
Test de acidez	+++	+++	++++	+++	+++	+++
Rotación de activos	++	++	0	+++	+++	+++
Garantías	---	---	0	---	0	0
Situación BPBA/BCRA	--	-	-	0	0	0
AIC	2.07	2.11	2.26	2.30	2.48	2.52
BIC	-402.91	-400.41	-378.39	-374.50	-350.57	-347.26

Referencias:

Celda vacía: Variable no incluida en el modelo.

0: Influencia no es significativamente diferente de 0.

+, ++, +++: Influencia positiva (aceptable con nivel de confianza de 90%, 95% y 99% respectivamente).

-, --, ---: Influencia negativa (aceptable con nivel de confianza de 90%, 95% y 99% respectivamente).

El caso de las PyMEs comerciales y de servicios el modelo VI es el modelo elegido (Tabla 10), utilizando nuevamente las variables ratio *Deuda/Activos*, *Rendimiento sobre ventas*, *Test de acidez*, y *Rotación de activos* de los modelos anteriores.

Tabla 10. Resultados simplificados - Modelos alternativos - Sector PyMEs comerciales y servicios

	Modelos					
	I	II	III	IV	V	VI
Deuda/Activos	--	---		---	-	-
Pasivos largo plazo/Capital	---		---			
Cobertura intereses	0	+	0	+	0	
ROA	+++	+++	+++			
Rendimiento sobre ventas	0	0	0	+++	0	++
Activo corr/Pasivo corr	+++	+++	+++	++		
Test de acidez	0	0	0	0	+++	++
Rotación de activos	++	++	+	+++	+++	+++
Garantías	++	+	+++	0	0	0
Situación BPBA/BCRA	-	-	0	--	0	0
AIC	1.66	1.80	1.70	2.37	2.67	2.75
BIC	-267.15	-255.16	-265.41	-198.74	-170.98	-165.46

Referencias:

Celda vacía: Variable no incluida en el modelo.

0: Influencia no es significativamente diferente de 0.

+, ++, +++: Influencia positiva (aceptable con nivel de confianza de 90%, 95% y 99% respectivamente).

-, --, ---: Influencia negativa (aceptable con nivel de confianza de 90%, 95% y 99% respectivamente).

Para las empresas incluidas en el segmento otras PyMEs, la Tabla 11 modelo VI indica que a diferencia de los casos anteriores, la variable que mejor mide la solidez patrimonial sería *Pasivos de largo plazo/Capital*, mientras que el ratio *Activos corr/Pasivos corr* reemplazaría al *Test de acidez* como medida de liquidez.

En conclusión, de los resultados presentados en las Tablas 8 a 11, podemos afirmar que los modelos simplificados presentan un buen ajuste. Su consideración a la hora de tomar decisiones rápidas, especialmente cuando el procesamiento de información extra podría ser costoso aparece como una alternativa extremadamente útil.

Antes de presentar las conclusiones finales acerca de las hipótesis planteadas, algunos datos adicionales relacionados a los resultados presentados hasta aquí merecen ser comentados.

Tabla 11. Resultados simplificados - Modelos alternativos - Otras PyMEs

	Modelos					
	I	II	III	IV	V	VI
Deuda/Activos	---	---				
Pasivos largo plazo/Capital	0		-	-	--	--
Cobertura intereses	+	0	++	+++	+++	0
ROA	+++	+++	+++			
Rendimiento sobre ventas	0	0	0	+++	+++	+++
Activo corr/Pasivo corr	+++	+++	0	0		++
Test de acidez	+++	+++	+++	+++	++	
Rotación de activos	+++	+++	0	+++	+++	+++
Garantías	0	0	0	0	+	0
Situación BPBA/BCRA	--	---	-	--	-	--
AIC	1.71	1.82	1.83	2.05	2.13	2.21
BIC	-497.33	-482.25	-480.42	-447.32	-437.41	-425.06

Referencias:

Celda vacía: Variable no incluida en el modelo.

0: Influencia no es significativamente diferente de 0.

+, ++, +++: Influencia positiva (aceptable con nivel de confianza de 90%, 95% y 99% respectivamente).

-, --, ---: Influencia negativa (aceptable con nivel de confianza de 90%, 95% y 99% respectivamente).

Los modelos de calificación de riesgo crediticio intentan determinar las características de riesgo asociadas a cada empresa a través de una calificación que depende directamente de las probabilidades de *default* de la firma. Estos modelos nos permiten asociar determinadas calificaciones con empresas que presentan una importante probabilidad de *default*. En especial, le permiten al banco determinar valores de riesgo a partir de los cuales se debería restringir el acceso al crédito a empresas cuya probabilidad de *default* esta por sobre los límites aceptables. Por otro lado, los modelos permiten obtener una graduación según el riesgo de clientes cuyo riesgo es aceptable para el banco (aunque diferente entre ellos mismos). Ambos aspectos son de fundamental importancia para el manejo y medición de riesgo crediticio en cualquier institución financiera.

En este sentido la Tabla 12 y los Gráficos 1 y 2 presentan información interesante acerca del poder de los modelos estimados hasta aquí. La tabla presenta la distribución de calificaciones generadas a partir de los modelos estimados.

Tabla 12. Distribución de scores según modelos alternativos

		Distribución de scores según modelo basado en experiencia						
		0	1	2	3	4	5	Total
Banca agropecuaria	Normales	8	24	57	40	19	5	153
	Problemáticos		1	4	2			7
	Problemáticos (%)	0.0%	4.0%	6.6%	4.8%	0.0%	0.0%	4.4%
Banca PyME	Normales	14	23	36	44	22	8	147
	Problemáticos	2	1	1	1			5
	Problemáticos (%)	12.5%	4.2%	2.7%	2.2%	0.0%	0.0%	3.3%
Banca corporativa	Normales	9	15	28	27	15	5	99
	Problemáticos			3	1			4
	Problemáticos (%)	0.0%	0.0%	9.7%	3.6%	0.0%	0.0%	3.9%
Otros	Normales	11	19	34	52	25	2	143
	Problemáticos	5	4	4	3	2		18
	Problemáticos (%)	31.3%	17.4%	10.5%	5.5%	7.4%	0.0%	11.2%
Default por calificación		14.3%	6.9%	7.2%	4.1%	2.4%	0.0%	
		Distribución de scores según modelo econométrico general						
Banca agropecuaria	Normales	7	17	66	44	15	4	153
	Problemáticos		1	6				7
	Problemáticos (%)	0.0%	5.6%	8.3%	0.0%	0.0%	0.0%	4.4%
Banca PyME	Normales	10	16	41	60	20		147
	Problemáticos	1	2	1	1			5
	Problemáticos (%)	9.1%	11.1%	2.4%	1.6%	0.0%	0.0%	3.3%
Banca corporativa	Normales	8	12	33	29	11	6	99
	Problemáticos			3	1			4
	Problemáticos (%)	0.0%	0.0%	8.3%	3.3%	0.0%	0.0%	3.9%
Otros	Normales	10	21	32	57	17	6	143
	Problemáticos	5	3	5	2	3		18
	Problemáticos (%)	33.3%	12.5%	13.5%	3.4%	15.0%	0.0%	11.2%
Default por calificación		14.6%	8.3%	8.0%	2.1%	4.5%	0.0%	
		Distribución de scores según modelos econométricos sectoriales						
Banca agropecuaria	Normales	1	15	76	49	10	2	153
	Problemáticos			7				7
	Problemáticos (%)	0.0%	0.0%	8.4%	0.0%	0.0%	0.0%	4.4%
Banca PyME	Normales	12	17	43	53	17	5	147
	Problemáticos	1	2	2				5
	Problemáticos (%)	7.7%	10.5%	4.4%	0.0%	0.0%	0.0%	3.3%
Banca corporativa	Normales	4	10	46	25	11	3	99
	Problemáticos			2	2			4
	Problemáticos (%)	0.0%	0.0%	4.2%	7.4%	0.0%	0.0%	3.9%
Otros	Normales	9	11	36	76	8	3	143
	Problemáticos	6	2	4	4	2		18
	Problemáticos (%)	40.0%	15.4%	10.0%	5.0%	20.0%	0.0%	11.2%
Default por calificación		21.2%	7.0%	6.9%	2.9%	4.2%	0.0%	

La primer parte de la tabla presenta la distribución de calificaciones según el modelo basado en experiencia así como la cantidad de casos que entraron en *default* en los

12 meses posteriores a la calificación. En tanto, la segunda parte de la tabla muestra la distribución según la calificación obtenida en el modelo econométrico general (primera columna de la Tabla 7). Finalmente la última sección de la tabla presenta las calificaciones surgidas de los “mejores” modelos para cada sector presentados en las Tablas 8 a 11.

Adicionalmente, el Gráfico 1 presenta la distribución de calificaciones por sector y el Gráfico 2 presenta la distribución de empresas que entraron en *default* por sector.

Como se puede observar, cualquiera de los modelos ofrece una distribución similar de las empresas. Adicionalmente, observando la línea “*Default* por calificación”(Tabla 12), que mide la proporción de las empresas que entraron en *default* como porcentaje del número de empresas con la misma calificación, indica que la calificación surgida de los modelos agrega información relevante a la hora de asociar dichas calificaciones con las probabilidades de *default*. En este sentido es interesante observar como la proporción de empresas que entran en *default* en los 12 meses posteriores a la calificación aumenta considerablemente para calificaciones menores. Es así que ninguna empresa calificada con “5” se encontró en situación de *default* en los meses posteriores, mientras que 14.3% y 21.2% de las empresas con calificación de “0” entraron en *default* según el modelo utilizado (econométrico general y sectorial respectivamente). Cuando se miden las empresas que entraron en *default*, los modelos econométricos sectoriales hacen aparentemente un mejor trabajo en la identificación de dichos casos que los modelos empírico basado en experiencia y el modelo econométrico general. A modo de ejemplo, en el caso del sector agropecuario, solamente el modelo basado en experiencia le asignó a una empresa que posteriormente entraría en *default* una calificación de “3” o mayor.

En definitiva, si bien los parámetros de los modelos general y los modelos sectoriales son significativamente diferentes (Tabla A2, apéndice estadístico), podría decirse que no hay evidencia para rechazar H_01 que afirma que “*el modelo basado en experiencia y los modelos econométricos generales producen los mismos scores*” cuando los mismos son calculados en base a los “mejores” modelos sectoriales simplificados (columnas grises, Tablas A3 a A6 del apéndice estadístico). Esta conclusión está basada en que el modelo econométrico sectorial hace un mejor trabajo asignando menores calificaciones a empresas que más tarde entraron en *default*, aunque las diferencias no son estadísticamente significativas.

Gráfico 1. Distribución de empresas según modelos alternativos

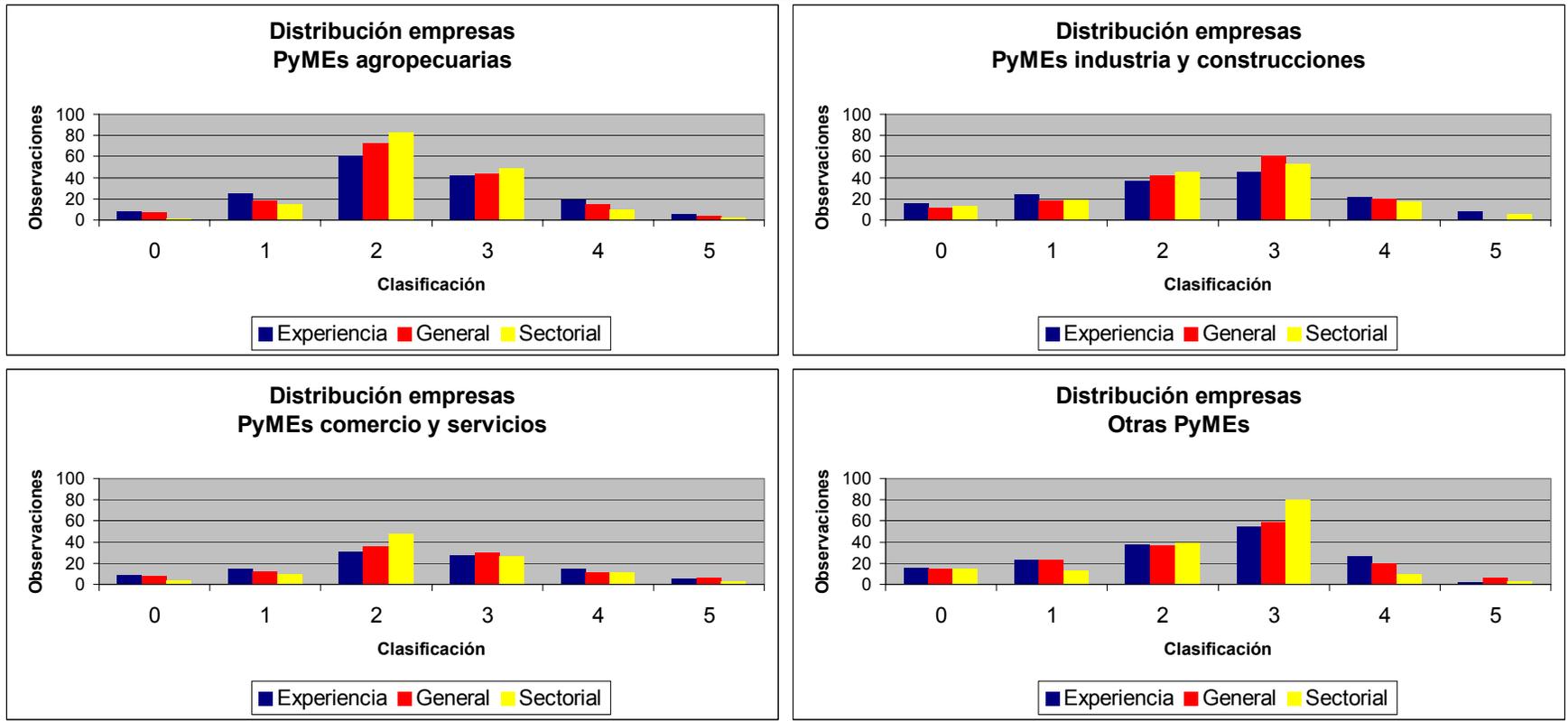
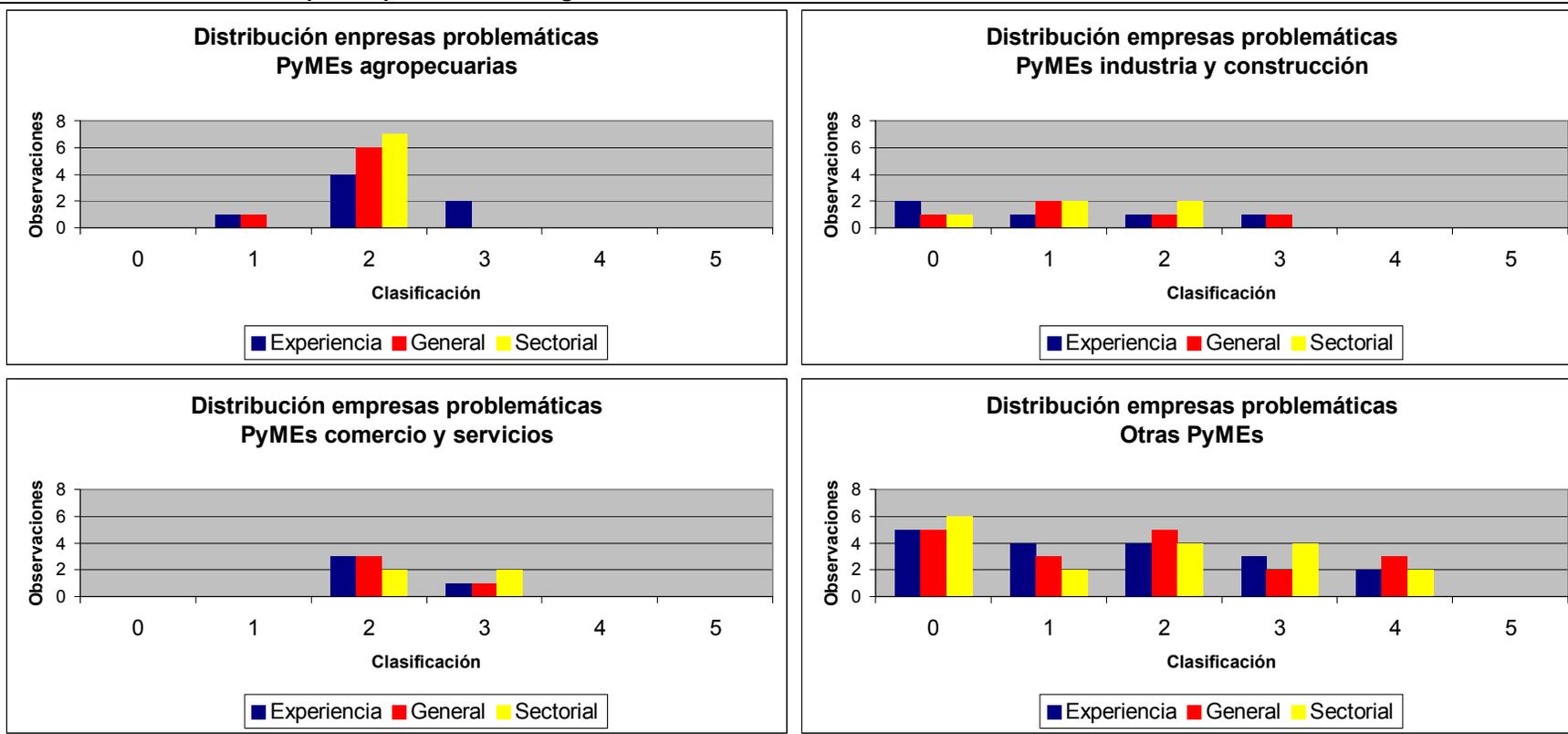


Gráfico 2. Distribución de empresas problemáticas según modelos alternativos



En cuanto a la segunda hipótesis a testear, hay evidencia suficiente como para rechazar H_02 que afirma que “*modelos extendidos predicen mejor que los modelos simplificados*” a favor de la alternativa. En este caso los modelos sectoriales simplificados no sólo no pierden poder predictivo como se mostró en las Tablas 8 a 11, sino que además hacen un buen trabajo en la identificación de empresas que más tarde entrarán en *default* (al menos tan buen resultado como los modelos extendidos basados en experiencia. Ver Grafico 2).

VIII. Conclusiones y comentarios finales

La experiencia internacional indica que el uso de modelos de *scoring* para PyMEs es una herramienta útil en la expansión de crédito debido a que permite un manejo más adecuado del riesgo crediticio. En el presente documento se presenta una primera aproximación al estudio sistemático del proceso de análisis de riesgo crediticio en PyMEs mediante el uso de modelos de *scoring*. El punto de partida fue el desarrollo de un modelo de *scoring* basado en la experiencia adquirida por los analistas de la Gerencia de Riesgo Crediticio del Banco de la Provincia de Buenos Aires. A partir de este modelo basado en la experiencia se pudieron desarrollar diferentes modelos estadísticos (o econométricos) que sirvieron para testear algunas creencias acerca del poder predictivo de los modelos econométricos en contraste con los modelos basados exclusivamente en la experiencia.

Entre las principales conclusiones del trabajo podemos destacar:

- Es muy importante incluir consideraciones sectoriales en los modelos de *scoring* de riesgo crediticio. Existen diferencias significativas entre los valores observados en algunas variables cuando se hace la comparación entre sectores. El desarrollo y medición de variables sectoriales a través del tiempo contribuiría considerablemente a la más adecuada calibración de modelos como los aquí presentados.
- Es posible desarrollar modelos precisos midiendo un escaso número de variables. El uso de modelos simplificados no implica pérdidas considerables en el poder predictivo de los modelos sectoriales. Por el contrario, los modelos simplificados parecen ser tan buenos como los sectoriales completos.
- Los modelos sectoriales simplificados producen una distribución de empresas por calificación según su sector de pertenencia similar al modelo basado en experiencia. Asimismo, la distribución de empresas que entran en *default* en el

año posterior a la calificación resulta más precisa en el caso de los modelos sectoriales.

Las conclusiones obtenidas en el presente documento no pretenden agotar el tema de la utilidad o el diseño de los modelos de *scoring* en la medición de riesgo crediticio. Muy por el contrario, sólo intentan identificar la punta de un gran iceberg debajo del cual un sinnúmero de temas asoman como interrogantes acerca de la interrelación de los mismos con la medición y el manejo eficiente del riesgo crediticio.

Por último, y simplemente para sugerir algunas líneas de investigación consideradas críticas a partir de este estudio, se podrían mencionar ramas tales como la determinación de parámetros sectoriales estables y su relación con variables macroeconómicas (sensibilidad al tipo de cambio, la tasa de interés, y otras), o la recopilación y sistematización de datos individuales (contables y de otras características de las empresas) que contribuirían a una correcta calibración de los modelos.

IX. Referencias

- Akhavein, J., W.S. Frame. "The diffusion of financial innovations: an example of the adoption of small business credit scoring by large banking organizations." *Journal of Business* 28(2005).
- Berger, A.N., W.S. Frame, and N.H. Miller. "Credit scoring and the availability, price and risk of small business credit." *Journal of Money, Credit, and Banking* 37 2(April 2005):191-222.
- Bleger, L. y M. Borzel."La crónica restricción de acceso al crédito de las PyMEs Argentinas. Diagnostico y propuestas" *Las PyMEs Argentinas. Mitos y realidades. ABAPRA-IdePyME.*(Octubre 2004):243-264.
- Bleger, L, y G. Rozenwurcel. "Financiamiento a las PyMEs y cambio estructural en la Argentina." *Desarrollo Económico* (Abril-Junio 2000):
- Feldman, R. "Small business loans, small banks and a big change in technology called credit scoring." *Region (Federal Reserve Bank of Minneapolis)*. V.11, Issue 3(September 1997):18-24.
- Frame, W. S., M. Padhi, and L. Woosley. "Credit scoring and the availability of small business credit in low- and moderate-income areas." *The Financial Review* 39(2004):35-54.
- Frame, W. S., A. Srinivasan, and L. Woosley. "The effect of credit scoring on small business lending." *Journal of Money, Credit and Banking* V33, Issue 3(August 2001):813-825.
- Mester, L. "What's the point of credit scoring?" *Business review (Federal Reserve Bank of Philadelphia)* (Sept-Oct 1997):3-16.
- Rutherford, R. "Securitizing small business loans: A banker's action plan" *Commercial Lending Review* 10(1994/1995):62-74.
- Splett, N.S., P.J. Barry, B.L. Dixon, and P.N. Ellinger. "A joint experience and statistical approach to credit scoring." *Agricultural Finance Review* 54(1994):39-54.

Stiglitz, J., and A. Weiss. "Credit rationing in markets with imperfect information."
American Economic Review 71(1981):393-410.

Wierzba, G., y J. Golla. "La regulación bancaria durante la década de los noventa"
Centro de Economía y Finanzas para el Desarrollo de Argentina DT3(2005).

X. Apéndice estadístico

Tabla A1. Otras estadísticas importantes (miles de \$ corrientes).

	Muestra completa					PyMEs agropecuarias					PyMEs comercio y servicios				
	N	Media	Desvío est.	Min.	Max.	N	Media	Desvío est.	Min.	Max.	N	Media	Desvío est.	Min.	Max.
Activos	576	9,018	705	4	190,07	160	7,174	653	416	45,447	103	11,845	2,423	422	151,21
Activos corrientes	576	4,475	300	1	83,021	160	3,942	404	41	27,897	103	5,396	902	31	54,890
Pasivos	576	4,344	376	-	99,304	160	3,604	364	12	29,942	103	6,827	1,583	117	99,304
Pasivos corrientes	576	3,311	303	-	77,863	160	2,673	311	12	27,219	103	5,526	1,232	117	77,863
Patrimonio neto	576	4,674	372	1	122,20	160	3,570	349	106	22,741	103	5,018	896	76	51,908
Ventas	576	8,813	944	1	268,64	160	5,422	754	50	69,716	103	15,428	4,149	62	268,64
						PyMEs industria y construcción					Otras PyMES				
Activos	152	12,836	1,844	424	190,07	152	12,836	1,844	424	190,07	161	5,439	567	4	50,353
Activos corrientes	152	6,226	792	272	83,021	152	6,226	792	272	83,021	161	2,762	246	1	14,644
Pasivos	152	5,849	779	318	84,598	152	5,849	779	318	84,598	161	2,071	222	-	27,845
Pasivos corrientes	152	4,254	656	310	76,154	152	4,254	656	310	76,154	161	1,637	193	-	23,791
Patrimonio neto	152	6,987	1,124	93	122,20	152	6,987	1,124	93	122,20	161	3,368	397	1	22,518
Ventas	152	11,884	1,861	570	191,82	152	11,884	1,861	570	191,82	161	5,051	626	1	77,826

Tabla A2. Estimación econométrica - Modelos empíricos basados en experiencia.

	Modelo general	PyMEs Agropec	PyMEs Com-Serv	PyMEs Const-Ind	Otras
Deuda/Activos	-5.814*** (0.985)	-4.876** (2.179)	-4.576** (1.993)	-12.828*** (2.846)	-6.419*** (2.139)
Pasivos largo plazo/Capital	-1.715*** (0.399)	-3.859*** (0.721)	-1.562*** (0.554)	-0.954* (0.537)	-1.472 (1.114)
Cobertura intereses	0.032*** (0.011)	0.028** (0.014)	0.072 (0.051)	0.031 (0.027)	0.034* (0.018)
ROA	25.406*** (2.970)	21.604*** (6.730)	57.907*** (14.834)	37.276*** (8.659)	27.619*** (4.724)
Rendimiento sobre ventas	-0.180 (1.116)	1.138 (1.936)	-2.960 (2.915)	-5.788 (4.128)	0.282 (2.659)
Activo corr/Pasivo corr	0.292** (0.115)	0.066 (0.160)	1.201*** (0.393)	0.914*** (0.308)	0.680*** (0.263)
Test de acidez	1.566** (0.766)	2.029 (1.519)	1.520 (2.099)	3.697*** (1.321)	3.299*** (0.987)
Rotación de activos	0.832*** (0.194)	0.594* (0.339)	1.043** (0.414)	1.391** (0.707)	1.043*** (0.367)
Garantías	-0.029 (0.068)	0.090 (0.183)	0.585** (0.237)	-0.980*** (0.332)	-0.137 (0.165)
Situación BPBA/BCRA	-0.282*** (0.105)	-0.210 (0.266)	-0.418* (0.237)	-0.516** (0.251)	-0.411** (0.185)
Dummy agro	1.316*** (0.283)				
Dummy constr-ind	0.329 (0.298)				
Dummy com-serv	0.514* (0.269)				
Tamaño de muestra	576	160	103	152	161
Chi2	181.04	65.58	34.82	84.98	92.23
Grados de libertad	13.00	10.00	10.00	10.00	10.00
Ho: Modelo del sector es igual al modelo general					
	Chi2 (10)	17.87*	25.83***	21.36**	6.06
	Pr. > Chi2	0.057	0.004	0.019	0.810

Desvíos estándar entre paréntesis (robustos para datos en clusters, distribución Z).

*** significativo al 10%; ** significativo al 5%; *** significativo al 1%**

Tabla A3. Modelos econométricos alternativos - Sector agropecuario

	Modelo I	Modelo II	Modelo III	Modelo IV	Modelo V	Modelo VI
Deuda/Activos	-4.876** (2.179)		-6.930*** (1.979)	-6.942*** (1.940)	-7.147*** (1.658)	-6.516*** (1.731)
Pasivos largo plazo/Capital	-3.859*** (0.721)	-4.002*** (0.685)				
Cobertura intereses	0.028** (0.014)	0.028* (0.014)	0.021 (0.015)	0.025 (0.019)		
ROA	21.604*** (6.730)	21.021*** (6.414)	18.501*** (6.442)			
Rendimiento sobre ventas	1.138 (1.936)	1.318 (1.807)	0.126 (2.079)	5.203*** (1.320)	5.006*** (1.106)	4.745*** (1.167)
Activo corr/Pasivo corr	0.066 (0.160)	0.039 (0.156)	0.257** (0.126)	0.239** (0.121)	0.271* (0.138)	
Test de acidez	2.029 (1.519)	1.971 (1.472)	1.498 (1.503)	1.249 (1.385)		1.767* (1.009)
Rotación de activos	0.594* (0.339)	0.307 (0.265)	0.703* (0.377)	1.167** (0.459)	1.191*** (0.448)	1.030** (0.433)
Garantías	0.090 (0.183)	0.488** (0.214)	-0.035 (0.149)	-0.019 (0.121)		
Situación BPBA/BCRA	-0.210 (0.266)	-0.315 (0.295)	0.058 (0.243)	0.092 (0.255)	0.053 (0.263)	0.075 (0.257)
Tamaño de muestra	160	160	160	160	160	160
Chi2	65.58	59.26	65.60	60.52	41.06	42.01
Grados de libertad	10.00	9.00	9.00	8.00	5.00	5.00
AIC	1.96	2.00	2.35	2.48	2.49	2.54
BIC	-451.52	-449.26	-392.85	-375.12	-383.34	-375.66

Desvíos estándar entre paréntesis (robustos para datos en clusters, distribución Z).

*** significativo al 10%; ** significativo al 5%; *** significativo al 1%**

Tabla A4. Modelos econométricos alternativos - Sector PyMEs industria y construcción

	Modelo I	Modelo II	Modelo III	Modelo IV	Modelo V	Modelo VI
Deuda/Activos	-12.828*** (2.846)	-15.489*** (2.627)		-13.149*** (2.220)	-8.838*** (1.776)	-9.275*** (1.791)
Pasivos largo plazo/Capital	-0.954* (0.537)		-1.661*** (0.502)			
Cobertura intereses	0.031 (0.027)	0.029 (0.027)	0.043** (0.021)	0.056** (0.024)	0.055** (0.024)	
ROA	37.276*** (8.659)	34.979*** (7.747)	32.878*** (9.372)			
Rendimiento sobre ventas	-5.788 (4.128)	-4.600 (3.795)	-5.876 (4.693)	13.196*** (3.476)	10.776** (4.482)	11.613** (4.705)
Activo corr/Pasivo corr	0.914*** (0.308)	1.021*** (0.297)	0.572 (0.406)	0.949*** (0.267)		
Test de acidez	3.697*** (1.321)	3.592*** (1.356)	3.723*** (1.159)	3.323*** (1.148)	3.321*** (1.098)	3.030*** (0.905)
Rotación de activos	1.391** (0.707)	1.590** (0.696)	0.815 (0.551)	2.811*** (0.914)	2.197*** (0.682)	2.287*** (0.712)
Garantías	-0.980*** (0.332)	-1.199*** (0.336)	0.490 (0.361)	-0.995*** (0.234)	-0.015 (0.202)	-0.057 (0.207)
Situación BPBA/BCRA	-0.516** (0.251)	-0.431* (0.259)	-0.503* (0.261)	-0.282 (0.237)	-0.128 (0.242)	-0.160 (0.234)
Tamaño de muestra	152	152	152	152	152	152
Chi2	84.98	84.51	65.88	93.31	81.45	70.29
Grados de libertad	10.00	9.00	9.00	8.00	7.00	6.00
AIC	2.07	2.11	2.26	2.30	2.48	2.52
BIC	-402.91	-400.41	-378.39	-374.50	-350.57	-347.26

Desvíos estándar entre paréntesis (robustos para datos en clusters, distribución Z).

*** significativo al 10%; ** significativo al 5%; *** significativo al 1%**

Tabla A5. Modelos econométricos alternativos - Sector PyMEs comerciales y servicios

	Modelo I	Modelo II	Modelo III	Modelo IV	Modelo V	Modelo VI
Deuda/Activos	-4.576** (1.993)	-6.820*** (1.937)		-4.812*** (1.300)	-5.770* (3.326)	-5.905* (3.253)
Pasivos largo plazo/Capital	-1.562*** (0.554)		-1.848*** (0.521)			
Cobertura intereses	0.072 (0.051)	0.087* (0.051)	0.061 (0.048)	0.123* (0.063)	0.113 (0.075)	
ROA	57.907*** (14.834)	51.217*** (12.037)	53.859*** (13.375)			
Rendimiento sobre ventas	-2.960 (2.915)	-4.016 (3.462)	-3.261 (3.148)	10.114*** (3.753)	8.466 (5.256)	11.642** (5.666)
Activo corr/Pasivo corr	1.201*** (0.393)	1.512*** (0.545)	1.114*** (0.322)	1.278** (0.510)		
Test de acidez	1.520 (2.099)	0.480 (2.348)	1.561 (1.686)	1.206 (1.190)	2.876*** (1.080)	2.167** (0.951)
Rotación de activos	1.043** (0.414)	1.100** (0.444)	0.671* (0.394)	1.736*** (0.511)	1.468*** (0.496)	1.594*** (0.527)
Garantías	0.585** (0.237)	0.323* (0.177)	0.846*** (0.194)	-0.046 (0.184)	-0.013 (0.371)	-0.008 (0.376)
Situación BPBA/BCRA	-0.418* (0.237)	-0.328* (0.189)	-0.402 (0.246)	-0.302** (0.142)	-0.238 (0.162)	-0.171 (0.200)
Tamaño de muestra	103	103	103	103	103	103
Chi2	34.82	54.70	47.34	38.63	44.73	33.90
Grados de libertad	10.00	9.00	9.00	8.00	7.00	6.00
AIC	1.66	1.80	1.70	2.37	2.67	2.75
BIC	-267.15	-255.16	-265.41	-198.74	-170.98	-165.46

Desvíos estándar entre paréntesis (robustos para datos en clusters, distribución Z).

*** significativo al 10%; ** significativo al 5%; *** significativo al 1%**

Tabla A6. Modelos econométricos alternativos – Otras PyMEs

	Modelo I	Modelo II	Modelo III	Modelo IV	Modelo V	Modelo VI
Deuda/Activos	-6.419*** (2.139)	-8.518*** (2.043)				
Pasivos largo plazo/Capital	-1.472 (1.114)		-1.898* (1.025)	-1.753* (0.954)	-2.219** (0.915)	-1.793** (0.876)
Cobertura intereses	0.034* (0.018)	0.030 (0.020)	0.031** (0.016)	0.036*** (0.014)	0.036*** (0.013)	0.016 (0.010)
ROA	27.619*** (4.724)	27.555*** (5.235)	24.873*** (4.368)			
Rendimiento sobre ventas	0.282 (2.659)	-0.072 (2.471)	-0.063 (2.281)	6.605*** (2.074)	6.111*** (2.051)	7.961*** (1.913)
Activo corr/Pasivo corr	0.680*** (0.263)	0.888*** (0.249)	0.576 (0.396)	0.533 (0.350)		0.569** (0.251)
Test de acidez	3.299*** (0.987)	3.382*** (0.960)	3.295*** (0.960)	2.846*** (0.887)	3.030** (1.197)	
Rotación de activos	1.043*** (0.367)	1.113*** (0.354)	0.677 (0.454)	1.336*** (0.427)	1.184*** (0.344)	1.254*** (0.328)
Garantías	-0.137 (0.165)	-0.245 (0.167)	0.201 (0.208)	0.089 (0.186)	0.142 (0.111)	-0.020 (0.132)
Situación BPBA/BCRA	-0.411** (0.185)	-0.481*** (0.179)	-0.384* (0.227)	-0.397** (0.189)	-0.273* (0.151)	-0.442** (0.190)
Tamaño de muestra	161	161	161	161	161	161
Chi2	92.23	87.61	82.06	48.82	35.50	43.00
Grados de libertad	10.00	9.00	9.00	8.00	7.00	7.00
AIC	1.71	1.82	1.83	2.05	2.13	2.21
BIC	-497.33	-482.25	-480.42	-447.32	-437.41	-425.06

Desvíos estándar entre paréntesis (robustos para datos en clusters, distribución Z).

*** significativo al 10%; ** significativo al 5%; *** significativo al 1%**

