



Universidad Nacional
de Mar del Plata



Facultad de Ciencias
Económicas y Sociales

CALIDAD CREDITICIA DE LOS USUARIOS DE UNA TARJETA DE CRÉDITO REGIONAL

Un análisis empírico en base a información limitada

Tesis para optar al Título de Licenciado en Economía

MARCOS ANDRES SPOGNARDI

CALIDAD CREDITICIA DE LOS USUARIOS DE UNA TARJETA DE CRÉDITO REGIONAL

Un análisis empírico en base a información limitada

MARCOS ANDRES SPOGNARDI

Directora de Tesis:

LIC. BERGES, Miriam

Co-directora de Tesis:

LIC. LISERAS, Natacha

Comité evaluador:

LIC. ARANA, Lidia Beatriz

LIC. GUALDONI, Patricia

AGRADECIMIENTOS

Agradezco la valiosa guía y colaboración de mi directora, Lic. Miriam Berges, así como los valiosos aportes y sugerencias de la Lic. Natacha Liseras, co-directora de la tesis. Por supuesto, los errores que pudieran subsistir son de mi exclusiva responsabilidad.

TABLA DE CONTENIDO

SECCIÓN I - INTRODUCCIÓN.....	1
I.I. Objetivos e hipótesis.....	2
I.II. Estructura de la tesis.....	3
SECCIÓN II - MARCO TEÓRICO CONCEPTUAL.....	4
II.I. El mercado de tarjetas de crédito.....	4
II.I.a. Funciones de la tarjeta de crédito.....	4
II.I.b. Demanda de una tarjeta de crédito particular.....	5
II.I.c. Problemas en el otorgamiento de la tarjeta de crédito.....	6
II.II. Análisis empírico de la incobrabilidad: antecedentes.....	7
II.II.a. Determinante del riesgo de no-pago de la tarjeta de crédito.....	8
II.II.b. La calificación estadística del crédito (<i>credit scoring</i>).....	9
SECCION III - METODOLOGÍA DE LA INVESTIGACIÓN.....	14
III.I. El método empírico.....	14
III.II. Los datos.....	17
III.II.a. La población.....	17
III.II.b. Obtención de una muestra.....	18
III.II.c. Definición de variables.....	20
SECCION IV - RESULTADOS DEL ANÁLISIS EMPÍRICO.....	23
IV.I. Identificación de variables relevantes.....	23
IV.I.a. Calidad crediticia y sexo.....	23
IV.I.b. Calidad crediticia y edad.....	23
IV.I.c. Calidad crediticia y estado civil.....	24
IV.I.d. Calidad crediticia y origen de la tarjeta de crédito.....	24
IV.I.e. Calidad crediticia y fuente de ingresos.....	26
IV.I.f. Calidad crediticia y ansiedad de uso.....	26
IV.I.g. Calidad crediticia y tipo de operación.....	28
IV.I.h. Calidad crediticia y utilización del límite de compras.....	29
IV.I.i. Calidad crediticia e ingresos comprometidos.....	29
IV.I.j. Calidad crediticia y mora al vencimiento de la primera liquidación.....	31

IV.II. Estimación de la probabilidad de no-pago.....	32
IV.II.a. Resultados.....	32
IV.II.b. Medidas de bondad del ajuste y diagnóstico.....	34
IV.II.c. Efectos de las variables. Dirección e importancia relativa.....	34
IV.II.d. Efectos marginales.....	36
IV.II.e. Simulación de la probabilidad de no-pago para clientes hipotéticos	43
IV.II.f. Predicción de la calidad crediticia.....	45
 SECCION V - DISCUSIÓN CON RESULTADOS DE ESTUDIOS PREVIOS.....	 49
 SECCION VI - CONCLUSIONES.....	 51
 GLOSARIO.....	 55
 ANEXO I – <i>ODDS Y ODDS-RATIO</i>	 57
 ANEXO II – CUADROS – PRUEBAS ESTADÍSTICAS.....	 58
 ANEXO III – RESULTADOS ECONÓMICOS.....	 63
 ANEXO IV – ERRORES DE PREDICCIÓN EN EL MODELO ESTIMADO.....	 67
 BIBLIOGRAFÍA.....	 68

INDICE DE GRÁFICOS, FIGURAS Y CUADROS

Figuras

Figura 1. Método de calificación estadística del nuevo candidato.....	10
Figura 2. Método de calificación estadística del comportamiento.....	11

Gráficos

Gráfico 1. Efecto marginal de ingresos comprometidos e influencia de la morosidad.....	38
Gráfico 2. Efecto marginal del la utilización del límite de compras e influencia de la morosidad.....	39
Gráfico 3. Efecto marginal de la edad e influencia de la morosidad.....	40
Gráfico 4. Influencia de “ansioso” y “con préstamos” sobre el efecto marginal de SAL/LC.....	41
Gráfico 5. Efecto marginal de la mora para dos grupos de clientes.....	43

Cuadros

Cuadro 1. Descripción de la información disponible para cada cliente.....	17
Cuadro 2. Composición de la muestra y comparación con los valores poblacionales.....	19
Cuadro 3. Información sobre operaciones efectuadas durante la primera liquidación.....	20
Cuadro 4. Variables explicativas de la calidad crediticia.....	21
Cuadro 5. Calidad crediticia y sexo.....	23
Cuadro 6. Calidad crediticia y edad.....	24
Cuadro 7. Calidad crediticia y estado civil.....	24
Cuadro 8. Calidad crediticia y origen de la tarjeta.....	25
Cuadro 9. Calidad crediticia y fuente de ingresos.....	26
Cuadro 10. Calidad crediticia y tiempo transcurrido entre el alta y la primera operación.....	27
Cuadro 11. Calidad crediticia y ansiedad de uso.....	27
Cuadro 12. Calidad crediticia y tipo de operación.....	28
Cuadro 13. Calidad crediticia y utilización del límite de compras.....	29
Cuadro 14. Calidad crediticia e ingresos comprometidos.....	30
Cuadro 15. Calidad crediticia y categoría de ingresos comprometidos.....	30
Cuadro 16. Calidad crediticia y mora al vencimiento de la liquidación.....	31
Cuadro 17. Resultados econométricos.....	33

Cuadro 18. Efectos marginales de las variables continuas sobre la probabilidad de no-pago.....	37
Cuadro 19. Efectos marginales de las variables binarias sobre la probabilidad de no-pago.....	41
Cuadro 20. Simulación de la probabilidad de no-pago para tres clientes hipotéticos.....	44
Cuadro 21. Efectos marginales para tres clientes hipotéticos.....	45
Cuadro 22. Calidad crediticia verdadera y predicha.....	46
Cuadro 23. Calidad crediticia verdadera y predicha – Clasificación alternativa.....	46
Cuadro 24. Calidad crediticia verdadera y predicha de los clientes no morosos.....	47
Cuadro 25. Calidad crediticia verdadera y predicha de los clientes morosos.....	47

Anexo I

Cuadro 1. Cálculo del <i>odds</i> y <i>odds-ratio</i>	57
---	----

Anexo II

Cuadro 1. Prueba Exacta de Fisher para la relación entre CC y SEXO.....	58
Cuadro 2. Prueba t para la diferencia de medias entre CC y EDAD.....	58
Cuadro 3. Prueba Chi cuadrado de Pearson para la relación entre CC y ESTCIV.....	58
Cuadro 4. Prueba Exacta de Fisher para la relación entre CC y ORIG.....	59
Cuadro 5. <i>Odds-ratio</i> para la relación entre CC y ORIG.....	59
Cuadro 6. Prueba Chi cuadrado de Pearson para la relación entre CC y FING.....	59
Cuadro 7. Prueba Exacta de Fisher para la relación entre CC y ANSIUS.....	60
Cuadro 8. <i>Odds-ratio</i> para la relación entre CC y ANSIUS.....	60
Cuadro 9. Prueba Exacta de Fisher para la relación entre CC y TOPER.....	60
Cuadro 10. <i>Odds-ratio</i> para la relación entre CC y TOPER.....	60
Cuadro 11. Prueba t para la diferencia de medias entre CC y SAL/LC.....	61
Cuadro 12. Prueba t para la diferencia de medias entre CC y MTOT/ING.....	61
Cuadro 13. Prueba Exacta de Fisher para la relación entre CC y categoría de MTOT/ING.....	61
Cuadro 14. <i>Odds-ratio</i> para la relación entre CC y categoría de MTOT/ING.....	62
Cuadro 15. Prueba Exacta de Fisher para la relación entre CC y MORAV.....	62
Cuadro 16. <i>Odds-ratio</i> para la relación entre CC y MORAV.....	62

Anexo III

Cuadro 1. Coeficientes estimados para la variable fuente de ingresos en el paso 1.....	63
Cuadro 2. Estadístico Chi-cuadrado del modelo.....	63

Cuadro 3. Prueba de Hosmer y Lemeshow.....	64
Cuadro 4. Matriz de correlaciones entre variables independientes.....	64
Cuadro 5. Factor de Inflación de la Varianza (VIF).....	65
Cuadro 6. Residuos ajustados.....	65
Cuadro 7. Valores de las variables para los casos con mayores residuos ajustados.....	66
 Anexo IV	
Cuadro 1. Porcentaje de aciertos para distintos valores límite de la probabilidad de no-pago.....	67

RESUMEN – PALABRAS CLAVE

Resumen

Los problemas de información asimétrica, que caracterizan a los mercados crediticios, afectan particularmente a las compañías de tarjetas de crédito regionales (TCR).

El objetivo principal de esta tesis es proporcionar una herramienta que ayude a estas empresas a distinguir tempranamente entre sus buenos y malos clientes. Utilizando una muestra de 1.550 usuarios de una importante TCR, se comprueba que algunas variables socioeconómicas y conductas durante la primera liquidación de la tarjeta de crédito, influyen sobre la calidad crediticia de los clientes (buenos o incobrables). Se construye un modelo de regresión logística para estimar la probabilidad de no-pago, evaluar el peso de cada variable sobre esa probabilidad, identificar un perfil de cliente incobrable, y predecir el comportamiento como sujeto de crédito.

Se demuestra que incurrir en mora al vencimiento de la primera liquidación genera el aumento más importante de la probabilidad de no-pago; no obstante su efecto sobre la calidad crediticia puede variar, en función del perfil de cliente considerado. El modelo predice correctamente la calidad crediticia del 91,2% de los usuarios analizados; detecta el 47,8% de los casos en que se observa incobrabilidad y el 97,7% de los casos en que no se observa.

Palabras Clave

Información asimétrica - Tarjeta de crédito regional - Conductas y atributos personales -
Primera liquidación - Calidad crediticia - Cliente bueno - Cliente incobrable -

ABSTRACT – KEYWORDS

Abstract

Asymmetric information problems, that characterise credit markets, particularly affect regional credit cards companies (RCC).

The main objective of this thesis is to provide a tool that helps these companies to distinguish early between its good and bad clients. Using a sample of 1,550 users of an important RCC, we find that some personal characteristics and attitudes during the first credit card liquidation, influence card holders' credit quality (good or unrecoverable). We construct a logistic regression model to estimate the non-payment probability, to evaluate the weight of each variable on that probability, to identify a profile of unrecoverable client, and to predict the credit quality.

The variable which we find to have the most significant impact on non-payment probability, is to lose the first minimum required payment; despite its effect on credit quality can vary according to card holder's profile. The model correctly predicts the credit quality of 91.2% of the analysed credit card users; it detects 47.8% of the cases where credit card default is observed and 97.7% of the cases in that is not observed.

Keywords

Asymmetric information - Regional credit card - Attitudes and personal characteristics -
First liquidation - Credit quality - Good client - Unrecoverable client -

SECCIÓN I – INTRODUCCIÓN

La utilización de tarjetas de crédito como medio de compra y de financiación del consumo tuvo un importante desarrollo a partir de las condiciones de estabilidad macroeconómica imperantes en la economía argentina durante la década del noventa. El mercado nacional de tarjetas de crédito creció aproximadamente un 241% entre 1996 y 2000. (Mensuario Cardclub, febrero 2001)

Dentro de este crecimiento explosivo, las tarjetas de crédito regionales (TCR) son las que más ampliaron su penetración, aumentando su participación a tasas superiores al 50% anual. La empresa líder del sector es Tarjetas Regionales S.A., a través de la participación acumulada de Tarjeta Naranja, Comfiar, Mira, Mara y Nevada, seguida de cerca por el Citibank con Provencred.

El alcance de un sistema de TCR está limitado a una determinada región geográfica. Se dirige, principalmente, a un segmento de la población que se caracteriza por su escaso porcentaje de bancarización y bajo nivel de ingresos.

Estas particularidades del mercado de TCR profundizan los problemas de información asimétrica inherentes al otorgamiento de créditos. La disponibilidad de historias crediticias de los potenciales usuarios es limitada; por otra parte, el temor a la entrada de nuevos competidores y las disposiciones legales vigentes reducen los incentivos de las empresas a intercambiar información acerca de la calidad crediticia de los usuarios.

La escasez de información complica el proceso de asignación del crédito en dos sentidos. En primer lugar, la dificultad para evaluar la calidad crediticia de los potenciales prestatarios (distinguir entre "buenos" y "malos") incrementa el nivel de riesgo y se refleja en un costo de financiación más alto; esto atrae a más prestatarios de mala calidad, lo que presiona al alza sobre el costo de financiación y refuerza el proceso de selección adversa. Segundo, limita el efecto disciplinario en el comportamiento del prestatario, ya que un eventual incumplimiento del contrato no le obstaculizará su acceso futuro a otras fuentes de crédito; el prestamista queda expuesto a una situación de riesgo moral.

En un contexto de escasa información ex-ante y elevado riesgo de no-pago (incobrabilidad), es de gran interés para la empresa emisora de una TCR monitorear el uso que le da el tarjetahabiente a la línea de crédito concedida. Con la ayuda de ciertas técnicas estadísticas y econométricas es posible aislar el efecto que tienen sus patrones de comportamiento y características socioeconómicas sobre la probabilidad de no-pago.

Dotada de una herramienta que le permita identificar tempranamente a sus clientes más riesgosos, la empresa podría implementar rápidas acciones tendientes a la

recuperación de estos créditos. Por otra parte, el mayor conocimiento de la relación entre el riesgo de no-pago, y las conductas y características personales de los usuarios contribuiría al diseño de la política de créditos.

I.I. Objetivos e hipótesis

El propósito de este trabajo es proporcionar un instrumento que, en base a información limitada, permita distinguir la calidad crediticia de los prestatarios de una tarjeta de crédito regional (buenos o incobrables).

Para tal fin se plantean dos objetivos relacionados: identificar las variables que determinan la calidad crediticia de los usuarios de una tarjeta de crédito regional y, en función de éstas, construir un modelo que permita estimar un valor de probabilidad de no-pago para cada uno de estos clientes. Se utiliza la información contenida en la primera liquidación y parte de la información incluida en la solicitud del crédito.

Las preguntas que guiarán la investigación son:

- ¿Existe relación entre ciertos atributos personales y la calidad crediticia del cliente?
- ¿Existe relación entre ciertos patrones de comportamiento durante la primera liquidación y la calidad crediticia del cliente?
- ¿Es posible identificar un perfil de mal cliente (incobrable), a partir de sus atributos personales y patrones de comportamiento durante la primera liquidación?
- ¿Es posible distinguir a los malos clientes (incobrables), a partir sus atributos personales y patrones de comportamiento durante la primera liquidación?

Para responder a estos interrogantes se plantean las siguientes hipótesis:

- Determinadas características personales del cliente (sexo, edad, estado civil, fuente de ingresos, vía de acceso a la tarjeta de crédito) están relacionadas con su calidad crediticia.
- Existe relación entre la calidad crediticia del cliente y alguno de sus patrones de comportamiento durante la primera liquidación (tipo de operaciones efectuadas, tiempo transcurrido entre la fecha de alta y la fecha de la primera operación, realización del pago mínimo exigido al vencimiento, nivel de utilización de la línea de crédito concedida, y proporción de ingresos comprometidos por las operaciones).

- Existe un perfil de cliente que, por sus atributos personales y comportamiento durante la primera liquidación, tiene una muy alta probabilidad de convertirse en incobrable.
- Es posible clasificar a los clientes según su calidad crediticia, a partir de un valor de probabilidad de no-pago estimado en función de sus atributos personales y patrones de comportamiento durante la primera liquidación.

I.II. Estructura de la tesis

El trabajo está organizado en secciones. En la siguiente se presenta el marco teórico conceptual, que comprende dos partes. La primera ofrece una breve introducción al mercado de tarjetas de crédito; se describen las principales funciones de la tarjeta, las variables que determinan su demanda, y los problemas inherentes a su otorgamiento. En la segunda se exponen las dos líneas de investigación que fundamentan el análisis empírico propuesto; éstas son: la literatura que relaciona el incremento de la deuda de tarjetas de crédito en los Estados Unidos, con las características socioeconómicas y conductas de los tarjetahabientes; y las teorías de calificación estadística del crédito (*credit scoring*).

En la Sección III se describe detalladamente la fuente de datos empleada, la población objeto de estudio, y la técnica de muestreo utilizada. También se definen las variables, y se explican las técnicas estadísticas y econométricas utilizadas en la investigación.

En la Sección IV, se efectúa un análisis empírico de los determinantes de la calidad crediticia de los clientes de una TCR. El estudio se divide en dos etapas. En la primera, se examina la relación entre cada una de las variables propuestas y la calidad crediticia de los clientes (buenos o incobrables), a través del cálculo de diferentes estadísticos y tablas de contingencia. En la segunda etapa se estima un modelo de la probabilidad de no-pago con el múltiple propósito de: evaluar el peso de cada una de las variables sobre esa probabilidad, distinguir entre prestatarios buenos e incobrables, y establecer un perfil de mal cliente (incobrable).

Para ello se utiliza información primaria, contenida en la base de datos de usuarios de una TCR perteneciente a una de las empresas líderes del mercado argentino. Se estudia el comportamiento de una muestra de los tarjetahabientes que obtuvieron una línea de crédito durante el primer semestre de 1999 y realizaron su primera operación antes del mes de julio del año 2000.

SECCIÓN II – MARCO TEÓRICO CONCEPTUAL

II.I. El mercado de tarjetas de crédito

II.I.a. Funciones de la tarjeta de crédito

La tarjeta de crédito cumple dos funciones principales que motivan a los consumidores a utilizarla: es un medio de pago y un instrumento de crédito.

Como medio de pago, es sustituto del efectivo, la tarjeta de débito y el cheque. Entre otras ventajas, permite reducir las tenencias de efectivo y es medio indispensable para efectuar cierto tipo de operaciones, tales como compras por correo, teléfono o Internet.

Como instrumento de crédito posee varias peculiaridades. En primer lugar, se trata de líneas de crédito flexibles tanto en términos de uso como de pago. En segundo lugar, para obtener dicho tipo de crédito no se requiere de garantía. La tarjeta de crédito identifica y autoriza al tarjetahabiente a usar una cantidad limitada de recursos para pagar por la compra de bienes y servicios en establecimientos que la aceptan, o a obtener préstamos o anticipos de dinero en efectivo.

Debido al alto riesgo y a su flexibilidad, los créditos con tarjeta son significativamente más caros que otros préstamos otorgados al consumo (Zywicky, 2000).

La tarjeta ofrece tres posibilidades de financiación:

1. Cancelar parcialmente el saldo adeudado en el resumen de cuenta mensual, para lo cual la entidad emisora establece un monto denominado "pago mínimo", que puede ser abonado por el consumidor dejando el saldo residual para ser financiado hasta que se proceda a su cancelación. El costo de financiar estos saldos adeudados surge de aplicar la tasa de financiación o compensatoria desde la fecha de vencimiento de pago del último resumen de cuenta hasta la fecha en que se efectúa el pago.

2. Obtener préstamos y anticipos de dinero. El costo de los préstamos está determinado por un cargo fijo que se abona con la primera cuota, por los intereses que surgen de aplicar una tasa de interés por préstamos (activa) al monto retirado, y por los impuestos que se cobran sobre los intereses (IVA). Los anticipos no generan intereses; su costo está compuesto por el cargo fijo y los impuestos. Se devuelven en una sola cuota al vencimiento de la liquidación, aunque pueden financiarse mediante el pago de la tasa compensatoria.

3. Efectuar consumos en cuotas en comercios que carecen de líneas de crédito propias. Éstos transfieren el riesgo de incobrabilidad a la entidad emisora de la tarjeta de

crédito, que posee una estructura más adecuada para la asignación y el monitoreo del crédito. Las cuotas de la compra se devengan en sucesivas liquidaciones, y el cliente puede optar por financiarlas pagando la tasa compensatoria o abonarlas en su totalidad; en el último caso no se generan intereses.

II.I.b. Demanda de una tarjeta de crédito particular

La decisión de un consumidor de obtener una determinada tarjeta de crédito depende del alcance del sistema y del costo de la financiación ofrecida.

En el caso de las tarjetas emitidas por bancos comerciales pueden existir consumidores "cautivos", que no toman en cuenta ninguno de los elementos antes mencionados.

Alcance del sistema

El alcance del sistema está determinado por su extensión geográfica (regional, nacional, internacional) y por la densidad de la red.

La densidad de la red está dada por el número de comercios afiliados dentro de un límite geográfico específico. Cuanto mayor sea la densidad, mayor será el interés del consumidor en obtener una determinada tarjeta. Al mismo tiempo, los comercios se incorporan teniendo en cuenta el número de tarjetas emitidas por el sistema. En consecuencia, existe una mutua dependencia entre la demanda de tarjetas y la aceptación de la misma por parte de los comercios. Este es uno de los puntos inherentes a lo que en economía se conoce como una estructura de red.

Una de las características centrales de las redes es que exhiben externalidades positivas de red. En una red típica, la adición de un nuevo cliente (nodo) incrementa la disposición a pagar por los servicios o productos de la red, de todos los clientes anteriores del sistema. Al agregarse un nuevo cliente, se crean nuevos bienes.

Si hay un nuevo usuario de tarjeta de crédito, todos los comercios adheridos tienen un potencial comprador más, viéndose de esta forma más comercios atraídos a ingresar al sistema. Si hay más comercios en los que se puede adquirir con la tarjeta, habrá más gente dispuesta a demandarla. Quienes ya disponían de una se benefician de esta situación, pues pueden acceder a nuevos comercios sin tener que pagar por este beneficio adicional.

Los consumidores pueden demandar bienes que antes no estaban disponibles; por lo tanto acceden a mejores niveles de utilidad. Los beneficios totales de adicionar a un nuevo cliente exceden a los beneficios privados de un cliente particular.

Costo de la financiación ofrecida

Está compuesto por gastos administrativos, tasas compensatorias, cargos fijos por préstamos y adelantos, tasas activas por préstamos, impuestos sobre intereses, cargos por renovación. El cliente demandará la tarjeta de crédito que le ofrezca el menor costo de financiación.

La demanda del cliente cautivo

Muchos bancos comerciales ofrecen a sus clientes paquetes con varios servicios financieros y bancarios que incluyen la emisión de tarjetas de crédito. Se trata de consumidores "cautivos" de una tarjeta en particular, ya que en la decisión de utilizarla juega un papel determinante su interconexión con otros servicios del banco.

II.I.c. Problemas en el otorgamiento de la tarjeta de crédito

El modelo económico de competencia perfecta, considerado como aquel que producirá el máximo bienestar en los ciudadanos, exige que todos los agentes que intervengan en los intercambios dispongan de información perfecta y gratuita sobre las circunstancias que afectan al mercado. Pero la información que tienen normalmente los agentes económicos es imperfecta, lo cual lleva a situaciones donde la "racionalidad" que se les presupone no conduce al equilibrio esperado.

El caso más común es la situación de información asimétrica, donde determinados agentes poseen información relevante sobre algún hecho pero otros carecen de ella.

Información asimétrica en el mercado de crédito

Durante los últimos 25 años se han desarrollado una gran cantidad de estudios teóricos y empíricos acerca de las consecuencias de la información asimétrica en los mercados de crédito. La línea de crédito recibida hoy por un individuo se intercambia por una promesa de pago en el futuro y la calidad de estas promesas es diversa e incierta.

En un sistema de tarjetas de crédito, la información asimétrica introduce dos problemas que afectan a las empresas emisoras; selección adversa (efectuar errores en el proceso de decisión) y riesgo moral (relacionado con el monitoreo de los prestatarios).

Selección adversa

Se trata de una problemática *ex-ante* a la firma del contrato de crédito.

Ausubel (1999) distingue dos problemas de selección adversa en el otorgamiento de

las tarjetas de crédito:

1. *Selección adversa en información observable.* Los consumidores que solicitan o aceptan una tarjeta de crédito tienen características inferiores (mayor riesgo crediticio) que los consumidores que no lo hacen. Además, los consumidores que solicitan o aceptan crédito en condiciones más desfavorables exhiben características inferiores que los que aceptan condiciones superiores.

2. *Selección adversa en información oculta.* Controlada la información observable (consumidores con similar riesgo crediticio), aquellos que solicitan o aceptan crédito en condiciones más desfavorables son más propensos a no pagar sus deudas.

Aunque el primer fenómeno no es producto de asimetrías en la información, Ausubel (1999) justifica su tratamiento como un problema de selección adversa, argumentando que los efectos negativos para la empresa son análogos y que ambos fenómenos están altamente correlacionados.

Riesgo moral

Una vez que ha sido otorgada la tarjeta de crédito, la empresa emisora debe afrontar el riesgo de que el cliente no cumpla con los términos establecidos en el contrato.

Este riesgo puede evitarse parcialmente mediante una especificación muy meticulosa de las condiciones del contrato y del establecimiento de cláusulas de sanción en caso de incumplimiento. Pero subsiste un riesgo que la empresa no puede eliminar. A causa de los problemas de información asimétrica, la tarjeta puede ser otorgada a personas que no tienen incentivos para cumplir con el contrato debido a que carecen de bienes o patrimonio para responder por el crédito obtenido; en caso de incumplimiento no pueden hacer frente a las sanciones impuestas.

Es posible que, siendo conscientes de esta situación, estos clientes utilicen la línea de crédito obtenida por encima de sus posibilidades, incrementando la probabilidad de incumplir con el contrato. Adicionalmente, para la empresa puede resultar difícil observar ese comportamiento, quedando expuesta a una situación de riesgo moral. (Zywicki, 2000)

II.II. Análisis empírico de la incobrabilidad: antecedentes

El análisis empírico que se propone en este trabajo se vincula con dos líneas de investigación: la literatura que analiza los determinantes del riesgo de no-pago de la

deuda de la tarjeta de crédito; y la literatura sobre calificación estadística del crédito (*credit scoring*), cuyo objetivo es predecir la probabilidad de no-pago para cada solicitante.

II.II.a. Determinantes del riesgo de no-pago de la tarjeta de crédito

En los últimos años se ha abierto una línea de investigación en los Estados Unidos, basada en el incremento en el crédito al consumo que se experimentó en ese país en la década pasada. En esta literatura se relaciona al riesgo de no-pago de la deuda de la tarjeta de crédito, con las características socioeconómicas y las conductas de los usuarios. La idea principal detrás de estos estudios es que ha habido un aumento en la disponibilidad de crédito a través de tarjetas, de modo que aún familias de bajos ingresos han podido obtenerlas. Esto, por un lado, ha incrementado el riesgo de no-pago; por otro, ha elevado la deuda de las familias pobres haciéndolas más vulnerables.

Black y Morgan (1998) se han referido a este proceso como la “democratización de las tarjetas de crédito”. Dichos autores muestran que la proporción de hogares con tarjeta en los Estados Unidos, se incrementó de 56% en 1980 a 66% en 1995 y que el nivel de riesgo del tarjetahabiente promedio ha aumentado. Adicionalmente demostraron que el incremento de las ratios deuda-ingreso y pagos exigidos-ingreso ejerce un importante efecto positivo sobre el riesgo de no-pago, y analizaron la influencia de las características personales del tarjetahabiente sobre esta probabilidad. Hallaron asociación negativa entre las chances de no-pago y las variables edad, nivel educativo y antigüedad en el trabajo. También relacionaron el riesgo de no-pago con el tipo de operaciones efectuadas por los tarjetahabientes. Por último, encontraron pruebas de una relación entre la fuente de ingresos y el riesgo de no-pago. Concluyeron que si el tarjetahabiente trabaja como operario, ello incrementa el riesgo, presumiblemente por la mayor volatilidad de los salarios del sector.

Dunn y Kim (1999) realizaron una investigación empírica de los determinantes del no-pago del saldo de las tarjetas de crédito. Comprobaron que el riesgo de no-pago está correlacionado negativamente con la edad del tarjetahabiente; y positivamente con el porcentaje de la línea de crédito utilizada (ratio saldo-límite de compras), con la ratio “pago mínimo-ingresos”, con el tamaño de la familia del tarjetahabiente, y con el estado civil “soltero”.

Stavins (2000) relacionó las características personales de los tarjetahabientes con el riesgo de incobrabilidad. Demostró que la edad, el estado civil “soltero” y el hecho de ser propietario de la vivienda que habita, ejercen un efecto negativo sobre la probabilidad de que el usuario se convierta en incobrable.

Además del aumento en el número de hogares con tarjeta de crédito en los Estados Unidos, en muchos hogares se poseen varias tarjetas, lo cual ha elevado su límite de crédito. Gross y Souleles (1999) comprobaron que, a pesar de que el tamaño absoluto de la línea de crédito concedida (monto del límite de compras) no se relaciona directamente con el riesgo de no-pago, sí lo hace el porcentaje de utilización de la misma. También proporcionaron pruebas de que el riesgo de no-pago de un determinado individuo puede variar a través del tiempo, producto de un efecto "estigma", que consiste en un cambio de las percepciones de los tarjetahabientes acerca de las consecuencias derivadas del no-pago.

Ausubel (1997) probó que existe una estrecha relación entre la situación macroeconómica y el riesgo de no-pago. En el marco de una recesión, la disminución de los ingresos del prestatario puede afectar la capacidad de repago de los créditos tomados, y la deuda de la tarjeta de crédito, dada su naturaleza de crédito sin garantía, tiende a ser la primera en incumplirse. Al margen de la naturaleza cíclica de la morosidad e incobrabilidad de las tarjetas de crédito, Ausubel (1997) demostró que el riesgo de no-pago se incrementa cuando crece el porcentaje de ingresos comprometidos por la deuda.

II.II.b. La calificación estadística del crédito (*credit scoring*)

En el enfoque de calificación de crédito se utilizan datos del historial crediticio y técnicas estadísticas para aislar el efecto que tienen las características de los solicitantes sobre la probabilidad de no-pago. Con ello es posible construir una calificación que permite ordenar a los solicitantes de crédito de acuerdo con su riesgo potencial (Mester, 1997). Es decir, en base a una serie de características socioeconómicas y conductas del solicitante, los emisores aplican algún mecanismo de clasificación que permite determinar si un individuo es buen sujeto de crédito. Como sostiene Thomas (1999), el objetivo no es explicar las causas del riesgo de no-pago, sino estimar una probabilidad de no-pago¹ que permita clasificar a cada solicitante.

La calificación estadística (*credit scoring*) ayuda a las empresas de tarjetas de crédito a distinguir entre buenos y malos prestatarios. Ello les permite mitigar los problemas de selección adversa y otorgar todos los días muchos préstamos pequeños sin requerir garantías y sin incurrir en altos costos de evaluaciones individuales de riesgo. (Schreiner, 2000)

En la literatura revisada pueden encontrarse dos métodos diferentes de calificación

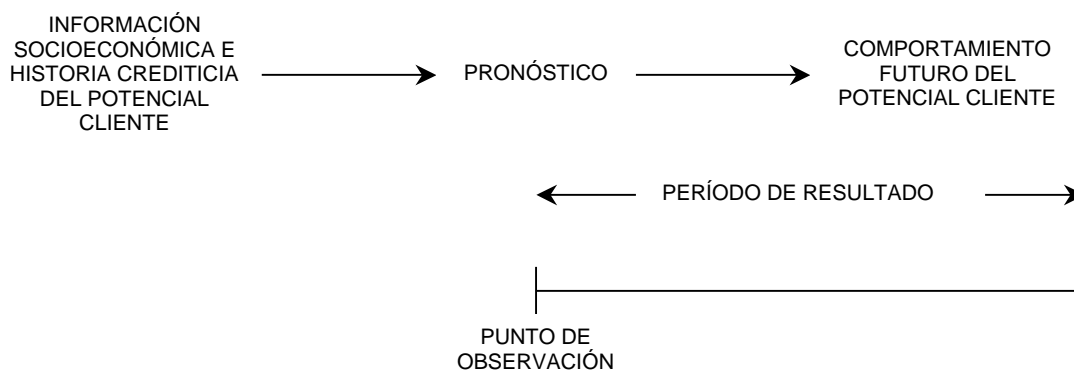
¹ Esa probabilidad puede ser convertida a un sistema de calificaciones específico. Según Mester (1997), en la mayoría de los sistemas de *credit scoring* se asocia una alta calificación con un bajo riesgo crediticio.

estadística, según se utilice información ex-ante o ex-post al otorgamiento del crédito.

Información ex-ante y la calificación del nuevo candidato

Coffman y Chandler (1983) denominan "Calificación del nuevo candidato" (*New applicant scoring*) a la utilización de información ex-ante para predecir el comportamiento de un potencial prestatario sobre un período de tiempo específico, llamado "Período de resultado" (*Outcome period*)². El comportamiento futuro del cliente se divide generalmente en dos resultados: "bueno" o "malo". El potencial prestatario es observado en un punto en el tiempo denominado "Punto de observación" (*Observation point*), y la información de sus características socioeconómicas e historia crediticia (si estuviera disponible), es utilizada para predecir su comportamiento futuro. (Figura 1)

Figura 1. Método de calificación estadística del nuevo candidato.



Fuente: Coffman y Chandler (1983)

El éxito en las predicciones de este método está directamente relacionado con la calidad de información disponible acerca del solicitante, que a su vez depende de la disposición de los prestamistas a intercambiar las historias crediticias de sus clientes.

Pagano y Japelli (1993) demostraron que el incentivo de los prestamistas a intercambiar esta información está correlacionado en forma positiva con la movilidad y heterogeneidad de los prestatarios, con el tamaño del mercado crediticio, y con los avances de la tecnología de la información, que permiten reducir los costos de recopilación e intercambio. Mientras que la amenaza de mayor competencia por la entrada de nuevos prestamistas al mercado, es un incentivo para la retención de información relevante acerca del riesgo crediticio de los prestatarios.

Además de permitir el desarrollo de mejores predicciones, el intercambio de

² Otros autores denominan "*Credit Scoring*" a los sistemas que se construyen a partir de información ex-ante y "*Behavioural Scoring*" a los que utilizan información ex-post. V. Thomas "A Survey of Credit and Behavioural Scoring: Forecasting Financial Risk of Lending to Consumers", 1999.

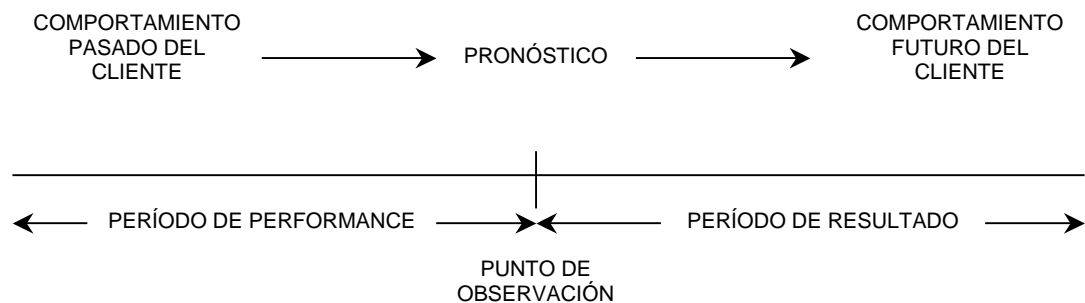
información ejerce un efecto disciplinario positivo sobre el comportamiento del solicitante. Se reducen las chances de riesgo moral, ya que el tomador del crédito es consciente de que el incumplimiento del contrato limitará severamente sus posibilidades futuras de acceso a alguna fuente de financiación³. (Padilla y Pagano, 1997, 1999)

Información ex-post y la Calificación del Comportamiento

Siguiendo la clasificación de Coffman y Chandler (1983), el método que utiliza información ex-post al otorgamiento del crédito para estimar el riesgo de no-pago se denomina "Calificación del comportamiento" (*Performance scoring*).

Se predice el comportamiento del prestatario en un período de tiempo futuro llamado "Período de resultado" (*Outcome period*), en base al comportamiento registrado durante un "Período de Peformance" (*Performance period*). El Período de Performance se extiende desde el momento en que fue otorgado el crédito hasta el momento en que se efectúa el estudio. En otras palabras, se trata de establecer una medida de riesgo en base al historial de pagos efectuados, compras realizadas, y otras conductas del prestatario durante su actual crédito. (Figura 2)

Figura 2. Método de calificación estadística del comportamiento.



Fuente: Coffman y Chandler (1983)

Thomas (1999) clasifica los modelos de *Performance Scoring* en dos categorías:

1. Los que construyen la probabilidad de no-pago basándose exclusivamente en el comportamiento del prestatario durante el Período de Performance.
2. Los que utilizan algunas variables socioeconómicas (y/o historias crediticias) como complemento de las variables que describen el comportamiento del prestatario durante el Período de Performance.

³ También existe un efecto disciplinario generado por la reducción de "rentas de información" producto del intercambio de información entre prestamistas. V. Padilla y Pagano " *Sharing default information as a borrower discipline device*", 1999.

Selección de un método

La aplicación de uno u otro método de calificación estadística depende de varios factores. Como sostiene Schreiner (2000)⁴, "...cada prestamista requiere su propio modelo porque cada uno tiene su propio nicho de mercado y tecnología crediticia. Una misma talla no queda bien a todos...".

Una de las características salientes del mercado de TCR es la escasez de información acerca de la calidad crediticia de los potenciales prestatarios. Se pueden señalar dos factores como causales principales de esta situación: la condición socioeconómica del solicitante y el insuficiente desarrollo de los bureau de crédito.

En primer lugar, el bajo porcentaje de bancarización de los solicitantes y su acceso casi nulo a otras fuentes de financiación en el pasado, limita la disponibilidad de historias crediticias.

En segundo lugar, el desarrollo de centrales de riesgo (bureau de crédito) se ve obstaculizado por: a) el tamaño reducido del mercado, que conspira contra la disposición de los prestamistas a intercambiar información, y b) la legislación vigente. La ley 25.065⁵ establece, en su artículo 53°, la prohibición de informar a las centrales de riesgo acerca de la situación de clientes en mora o refinanciación, y prevé la posibilidad de sanciones:

"Las entidades emisoras de Tarjetas de Crédito, bancarias o crediticias tienen prohibido informar a las bases de datos de antecedentes financieros personales sobre los titulares y beneficiarios de extensiones de Tarjetas de Crédito u opciones cuando el titular no haya cancelado sus obligaciones, se encuentre en mora o en etapa de refinanciación. Sin perjuicio de la obligación de informar lo que correspondiere al Banco Central de la República Argentina.

Las entidades informantes serán solidaria e ilimitadamente responsables por los daños y perjuicios ocasionados a los beneficiarios de las extensiones u opciones de Tarjetas de Crédito por las consecuencias de la información provista."

En este marco de escasa información ex-ante al otorgamiento de la tarjeta, la estimación del riesgo crediticio de los usuarios de una TCR mediante un modelo de Calificación del Comportamiento (*Performance Scoring*), complementado con algunas características socioeconómicas del prestatario, aparece como la solución más adecuada y será el utilizado en la presente investigación.

⁴ Schreiner (2000) analizó el riesgo de deserción de prestatarios para prestamistas de microcrédito en Bolivia. Encontró que atrasos en los pagos pueden aumentar la probabilidad de deserción en más de 40 puntos porcentuales. V. "A scoring model of the risk of costly arrears at a microfinance lender in Bolivia", Schreiner (2000).

⁵ Ley 25.065. "Normas que regulan diversos aspectos vinculados con el sistema de Tarjetas de Crédito, Compra y Débito". Sancionada el 07/12/1998; en Boletín Oficial el 09/01/1999.

Métodos estadísticos para la calificación del crédito

Para el desarrollo de sistemas de calificación del riesgo crediticio (tanto *New Applicant Scoring*, como *Performance Scoring*) se utiliza una amplia variedad de técnicas estadísticas, que incluye modelos de probabilidad lineal, regresión logística, regresión probit, y análisis discriminante.

Los tres primeros estiman la probabilidad de no-pago en función del comportamiento pasado y las características personales del solicitante. Estas técnicas se diferencian en el supuesto asumido acerca de la relación entre la probabilidad de no-pago y los factores considerados relevantes en la explicación de la misma. Los modelos de probabilidad lineal asumen la hipótesis de una relación lineal, los modelos logísticos asumen que la probabilidad de no-pago tiene una distribución logística, mientras que los modelos probit consideran que esa probabilidad se distribuye de acuerdo a una función acumulativa normal. Los modelos de análisis discriminante, en cambio, no estiman un valor de probabilidad de no-pago; solo permiten determinar cuáles son las variables que dividen a los clientes en clases de alto y bajo riesgo crediticio.

Otros dos métodos se han incorporado recientemente. Se trata de los modelos de redes neuronales y *option's-pricing theory*, aunque su potencial de aplicación está más vinculado a los préstamos comerciales, cuya heterogeneidad dificulta la aplicación de las técnicas estadísticas tradicionales. (Mester, 1997)

III.I. El método empírico

Como se explicó antes, el principal objetivo de esta tesis es proporcionar algún método para estimar la calidad crediticia de los clientes; es decir un método que permita determinar si un cliente pagará o no las deudas contraídas.

Siguiendo el razonamiento de los modelos de calificación estadística del crédito, una gran variedad de características personales y de pautas de comportamiento hace que la calidad crediticia difiera entre los clientes. El conjunto de estas características determina que un cliente en particular sea más o menos propenso a no pagar sus deudas (cliente incobrable).

No obstante, el analista no observa todas las características susceptibles de influir sobre la propensión a no pagar, ni el valor de la propensión en sí. La información disponible se reduce a un subgrupo de esas características y a un indicador de la calidad crediticia, que es el reflejo de la propensión no observada.

La propensión a no pagar las deudas y^* puede modelarse de la siguiente forma:

$$y_i^* = X_i \mathbf{b} + e_i$$

Es decir, la propensión a no pagar por parte del cliente i (y_i^*) está determinada por una serie de atributos incluidos en X_i , que es el vector de características observables, de dimensión $(1 \times S)$. \mathbf{b} es el vector de parámetros de tamaño $(S \times 1)$ y e son perturbaciones aleatorias (elementos que afectan a la propensión a no pagar las deudas y que no son observados por el econométrista).

La propensión a no pagar las deudas se refleja en el valor observado del indicador de calidad crediticia de la siguiente forma:

$$\text{incobrable}_i = 1 \quad \text{si } y_i^* > 0$$

$$\text{bueno}_i = 0 \quad \text{si } y_i^* \leq 0$$

Así, la probabilidad de no-pago de un determinado cliente viene dada por:

$$\text{Prob} [\text{incobrable}_i = 1 \mid X_i] = \text{Prob} [y_i^* > 0]$$

$$= \text{Prob} [X_i \mathbf{b} + e_i > 0]$$

$$= \text{Prob} [e_i > -X_i \mathbf{b}]$$

$$= \text{Prob} [e_i < X_i \mathbf{b}]^6$$

$$= F [X_i \mathbf{b}]$$

donde F es la función de distribución acumulada de e .

La estimación de la probabilidad de no-pago implica encontrar estimaciones para \mathbf{b} . Cada elemento de este vector mide el efecto de un cambio marginal en un determinado atributo sobre el índice lineal, es decir, sobre la propensión a ser incobrable en relación a la posibilidad de no serlo. A tal fin es necesario especificar cuál es la distribución de e . Si se supone que tiene una distribución de valores extremos, e tiene una distribución logística. Este modelo se conoce como Modelo Logit y será el que se use en el presente trabajo⁷.

La regresión logística

El objetivo de la regresión logística consiste en obtener una combinación lineal de las variables independientes que permita estimar la probabilidad de no-pago para cada individuo.

La probabilidad de que un individuo no pague sus deudas estará dada por:

$$p = \frac{1}{1 + e^{-Z}}$$

Siendo Z igual a:

$$Z = \mathbf{b}_0 + \mathbf{b}_1 X_1 + \mathbf{b}_2 X_2 + \dots + \mathbf{b}_k X_k = \mathbf{X}\mathbf{b}$$

donde $\mathbf{b}_0, \mathbf{b}_1, \dots, \mathbf{b}_k$ son los parámetros a estimar, y X_1, X_2, \dots, X_k son las variables consideradas relevantes en la explicación de la calidad crediticia del cliente.

De este modo la probabilidad de no-pago para el individuo i -ésimo estaría dada por la expresión:

$$p_i = \frac{1}{1 + e^{-(\mathbf{b}_0 + \mathbf{b}_1 X_{1i} + \mathbf{b}_2 X_{2i} + \dots + \mathbf{b}_k X_{ki})}}$$

⁶ Considerando que la distribución de e_i es simétrica.

⁷ Otra alternativa hubiera sido suponer que ϵ se distribuye normalmente. En este caso el modelo se conoce como Probit. Greene (1999) indica que en la mayoría de las aplicaciones se llega a los mismos resultados, tanto escogiendo una distribución normal (Probit) o logística (Logit); sin embargo, desde un punto de vista teórico, resulta difícil justificar la elección de uno u otro modelo.

Para pasar de la estimación de la probabilidad a la predicción de uno de los dos posibles resultados acerca de la calidad crediticia del cliente (bueno o incobrable), es necesario establecer un valor límite de la probabilidad a partir del cual se considera que el individuo en cuestión será incobrable. La determinación de ese valor es arbitraria y usualmente se lo establece en 0,5. Es decir, aquellos individuos para los cuales la probabilidad de no-pago estimada es igual o superior a 0,5 serán clasificados como incobrables, mientras que los demás serán catalogados como clientes buenos (que pagan sus deudas).

La probabilidad $1-p_i$ de pertenecer a este último conjunto es:

$$1 - p_i = \frac{1}{1 + e^{Z_i}}$$

Por lo tanto puede afirmarse que:

$$\frac{p_i}{1 - p_i} = \frac{1 + e^{Z_i}}{1 + e^{-Z_i}} = e^{Z_i}$$

Puede describirse de la siguiente forma:

$$\frac{p}{1 - p} = e^{b_0} \times (e^{b_1})^{X_1} \times (e^{b_2})^{X_2} \times \dots \times (e^{b_k})^{X_k}$$

En consecuencia, los coeficientes b_1, b_2, \dots, b_k (*odds-ratio*) miden el impacto del cambio de cada una de las variables independientes (X_1, X_2, \dots, X_k) sobre el *odds* de la variable dependiente, manteniendo constantes el resto de las variables explicativas. En la expresión multiplicativa, el efecto neto de cada variable X_k depende del valor que hayan alcanzado las otras variables independientes.

Aplicando logaritmos se obtiene la expresión final del modelo de regresión logística:

$$\ln\left(\frac{p_i}{1 - p_i}\right) = Z_i = b_0 + b_1 X_{1i} + b_2 X_{2i} + \dots + b_k X_{ki}$$

Los parámetros b_k (o coeficientes logit) miden el impacto del cambio de cada una de las variables X_k sobre el logaritmo neperiano del *odds* de la variable dependiente, manteniendo constantes las restantes variables explicativas.

III.II. Los datos

III.II.a. La población

Para cumplir con los objetivos del estudio se ha utilizado la información contenida en la Base de Datos de Usuarios de una tarjeta de crédito regional, perteneciente a una de las empresas líderes del mercado argentino.

Los datos fueron relevados durante el mes de febrero de 2002. A esa fecha la base incluía 158.206 registros, correspondientes a todas las solicitudes de adhesión presentadas desde el inicio de actividades de la empresa (tanto aprobadas, como rechazadas).

Cada cliente incorporado (solicitud aprobada), se diferencia de los demás mediante un número de cuenta, al cual se cargan todos los movimientos de la tarjeta (titular, y adicionales si las hubiera). La información disponible para cada cliente es la siguiente:

Cuadro 1. Descripción de la información disponible para cada cliente

NOMBRE	DESCRIPCIÓN
ORIG	Origen o canal mediante el cual fue comercializada la tarjeta
MODLIQ	Modelo de liquidación o conjunto de variables (cargo por exceso del límite de compra, porcentaje del pago mínimo, costo de emisión del resumen, etc.) que la empresa define para aplicar a su cartera de clientes. Existen modelos de liquidación diferentes para distintos estados de cuenta: normal, en mora, refinanciación, etc.
ALT	Fecha en que la tarjeta de crédito fue habilitada para operar
ULPAG	Fecha del último pago efectuado
ULMOV	Fecha de la última operación realizada
EST	Situación en que se encuentra la tarjeta al momento de relevar los datos (habilitada para operar, inhabilitada para operar por mora o problemas, dada de baja).
SEXO	Sexo del cliente
EDAD	Edad del cliente
ESTCIV	Estado civil del cliente
FING	Fuente de ingresos del cliente
ING	Ingreso mensual del cliente

Período de análisis acotado

Se examina el comportamiento de los clientes que obtuvieron la tarjeta de crédito

durante el primer semestre de 1999 (entre el 01/01/1999 y 30/06/1999), y que efectuaron su primera operación antes del mes de julio de 2000 (entre el 01/01/1999 y 30/06/2000).

La consideración de un período de análisis acotado obedece dos razones. En primer lugar, permite aislar (al menos parcialmente) la conducta de los usuarios de la influencia del ciclo económico y de las variaciones en la política comercial de la empresa emisora.

El segundo motivo es de índole operativa. El procedimiento para la recuperación del monto adeudado por un cliente moroso comprende varias fases: llamados telefónicos, cartas recordatorias e intimatorias, y gestión a través de cobradores. Estas etapas se extienden a lo largo de un período de aproximadamente seis meses, y a su término, en caso de resultar infructuosas, se analiza el envío a juicio o la catalogación como incobrable del cliente en cuestión. Los clientes definidos como incobrables pasan a integrar una declaración jurada (DDJJ de Incobrables Impositivos), que la empresa presenta anualmente ante un organismo estatal competente (AFIP). Al momento de relevar los datos, no se disponía de la DDJJ de Incobrables Impositivos perteneciente al período 2001, que incluye a los clientes incobrables que efectuaron su primera operación entre el 01/07/2000 y el 30/06/2001; en virtud de esta circunstancia, el análisis se limita a las tarjetas con operaciones anteriores al 01/07/2000.

Composición: clientes buenos e incobrables

Se ha dividido a los clientes en dos categorías: buenos e incobrables.

Dentro del primer grupo (clientes buenos) se encuentran los 6.086 clientes (87.47%) que cumplieron con los pagos o refinanciaron su deuda antes de febrero de 2002. Se trata de clientes que no figuran en las DDJJ de Incobrables Impositivos 1999 o 2000, y que a la fecha de relevamiento de los datos no se encontraban inhabilitados para operar (por mora u otros problemas), ni en gestión de cobranza extrajudicial o judicial, ni en análisis de incobrabilidad o juicio.

El grupo de incobrables incluye a los 872 clientes (12.53%) que incumplieron con los pagos, y luego de seguir las instancias estipuladas por el Departamento de Cobranzas de la empresa emisora, fueron catalogados como incobrables y presentados en las DDJJ de Incobrables Impositivos 1999 o 2000.

III.II.b. Obtención de una muestra

La técnica escogida para la obtención de una muestra representativa de la población objeto de análisis ha sido el muestreo aleatorio simple.

Para la determinación del tamaño de la muestra se utiliza la siguiente fórmula:

$$n_0 = \frac{Z^2 \times p \times (1 - p)}{e^2}$$

donde:

n_0 : tamaño de la muestra antes de FCPF

Z : valor de la distribución normal correspondiente al nivel de confianza deseado

p : proporción de clientes incobrables en la población total

q : proporción de buenos clientes en la población total

e : error muestral permitido

Al resultado de la fórmula anterior se aplica un Factor de Corrección para Poblaciones Finitas (FCPF):

$$n = \frac{n_0}{(n_0 + N) / N}$$

donde:

n_0 : tamaño de la muestra antes de FCPF

N : tamaño de la población

n : tamaño de la muestra final

Para una población de 6.958 clientes ($N= 6.958$), conformada por un 12,53% de incobrables ($p=0,1253$), y un 87,47% de clientes buenos ($q=0,8747$); con un nivel de confianza deseado del 99% ($Z=2,58$); y un error muestral permitido inferior al 2% ($p=0,0192$); se obtiene un tamaño de muestra de 1.550 clientes, lo que representa un 22,28% de la población total. (Cuadro 2)

Cuadro 2. Composición de la muestra y comparación con los valores poblacionales

	Población		Muestra	
	Observ.	%	Observ.	%
Incobrables	872	12,5%	203	13,1%
Buenos	6.086	87,5%	1.347	86,9%
Total	6.958	100,0%	1.550	100,0%

Ampliación de la información disponible para la muestra

Una vez conformada la muestra de 1.550 clientes, se amplía la información disponible para estas cuentas. Se recaban los siguientes datos acerca de las operaciones efectuadas durante la primera liquidación de la tarjeta de crédito:

Cuadro 3. Información sobre operaciones efectuadas durante la primera liquidación

NOMBRE	DESCRIPCIÓN
PMOV	Fecha de la primera operación efectuada
CUOPRE	Monto total de la/s cuota/s por préstamos
MONPRE	Monto total por préstamos (número de cuotas x monto de cuotas)
PLPRE	Plazo pactado para la cancelación del préstamo
QADE	Número de adelantos en efectivo tomados
MONADE	Monto de los adelantos obtenidos
CCON	Monto de los consumos al contado
MONCU	Monto total de los consumos en cuotas (cuotas devengadas y por devengar)
MONTOT	Monto total de las operaciones realizadas (total de consumos, monto total de préstamos, monto de adelantos)
CCUOPL	Monto de los consumos en cuotas devengados en la primera liquidación
GAS	Gastos de la primera liquidación
SAL	Saldo de la cuenta
SALPENCO	Saldo pendiente para futuras liquidaciones (por consumos en cuotas)
PM	Monto del pago mínimo exigido por la empresa para no constituir la mora
MONPAG	Monto del pago efectuado al vencimiento de la primera liquidación
LC	Límite de compras
LF	Límite de financiación

III.II.c. Definición de variables

En base a la información disponible para las cuentas que integran la muestra, se seleccionan y construyen las siguientes variables⁸:

⁸ Debe hacerse notar que la lista de variables propuesta en este estudio es limitada. La mayoría de los modelos de estimación de la probabilidad de no-pago de un crédito, incluirían indicadores de escolaridad, tenencia de casa o vehículo, tamaño y de la solidez financiera del prestatario, etcétera. **Por**

Variable dependiente

La variable dependiente se refiere a la calidad crediticia del cliente y toma dos posibles valores: bueno = 0 e incobrable = 1, indicando que la persona es buen o mal sujeto de crédito, respectivamente.

Variables independientes

Las variables explicativas son aquellas que se consideran relevantes para determinar la calidad crediticia; representan algunas de las características socioeconómicas (sexo, edad, estado civil, fuente de ingresos) y pautas de comportamiento del cliente durante la primera liquidación de la tarjeta de crédito (tipo de operaciones, utilización del límite de compras, etcétera). A continuación se las describe brevemente:

Cuadro 4. Variables explicativas de la calidad crediticia

NOMBRE	DESCRIPCIÓN	DEFINICIÓN
SEXO	Sexo	Hombre(0) - Mujer(1)
EDAD	Edad	Cantidad de años
ESTCIV	Estado civil	Soltero(0) - Casado(1) - Viudo(2) - Separado(3) - Divorciado(4)
ORIG	Origen	Masivas(0) - Trámite personal(1)
FING	Fuente de ingresos	Empleado(0) - Cuenta propia(1) - Jub. o pens.(2) - Otra (3)
ANSIUS	Ansiedad en el uso	Paciente(0) - Ansioso(1) ⁹
TOPER	Tipo de operación	Sólo consumos(0) - Con préstamos o adelantos(1)
SAL/LC	Uso del límite	Porcentaje del límite de compra utilizado
MTOT/ING	Ingresos comprometidos	Cociente entre el monto total gastado y el ingreso mensual
MORAV	Mora al vencimiento	No entró en mora(0) - Entró en mora(1)

Análisis estadístico y econométrico de las variables

Una vez seleccionadas las variables de interés se procede al análisis de la información. Se utilizan tablas de contingencia, medidas descriptivas, y pruebas estadísticas con el objetivo de hallar pruebas de relación entre cada uno de los atributos personales y pautas

ende el ejercicio que aquí se propone constituye una prueba conservadora: si un modelo reducido puede predecir el riesgo de no-pago, entonces un modelo completo podría predecirlo con mayor exactitud.

⁹ Se denomina "Ansioso" a los clientes que utilizan por primera vez la tarjeta de crédito dentro de los 28 días desde la fecha de alta; son catalogados como "Pacientes" quienes la utilizan después.

de comportamiento del cliente, y su calidad crediticia.

Se aplican las pruebas Chi-Cuadrado de Pearson, Exacta de Fisher, y "t" de Student para diferencia de medias. Se establece un nivel de significación del 5% (riesgo de rechazo de una hipótesis nula verdadera o error de tipo I); por lo tanto la potencia o nivel de confianza de las pruebas es del 95% (probabilidad de rechazo correcto de la hipótesis nula o error de tipo II).

Para contrastar la hipótesis nula de independencia entre una variable independiente discreta (con más de dos categorías) y la variable dependiente calidad crediticia se utiliza el test Chi-Cuadrado de Pearson. Para un nivel de significación del 5%, se procede a rechazar la hipótesis de independencia cuando el valor de probabilidad reportado es inferior a 0,05.

Con la Prueba Exacta de Fisher se contrasta la hipótesis nula de independencia entre una variable independiente discreta (binaria) y la variable dependiente calidad crediticia. Para un nivel de significación del 5%, se rechaza la hipótesis de independencia cuando el valor de probabilidad reportado es inferior a 0,05. Para estas variables también se calcula el valor del *odds-ratio*¹⁰.

La Prueba t de Student para diferencia de medias entre clientes buenos e incobrables se aplica con el fin de comprobar la existencia de asociación entre variables independientes continuas y la variable dependiente. Para un nivel de significación del 5%, se procede a rechazar la hipótesis nula de que no existen diferencias en la media de la variable de interés respecto de la calidad crediticia del cliente, cuando el valor de probabilidad asociado al estadístico t es inferior a 0,05. Se asume el supuesto de igualdad de varianzas entre ambos grupos cuando el valor de probabilidad asociado al estadístico de Levene resulta inferior a 0,05.

Finalmente, a partir de las variables explicativas que tienen asociación estadísticamente significativa con la variable dependiente calidad crediticia (CC), se estima el Modelo Logit de la probabilidad de no-pago.

¹⁰ El odds o chance es una forma de representar un riesgo; el odds-ratio es un cociente entre odds, es decir un cociente de chances. En el Anexo I se explica detalladamente la metodología del cálculo y su significado.

SECCIÓN IV – RESULTADOS DEL ANÁLISIS EMPÍRICO

IV.I. Identificación de variables relevantes

IV.I.a. Calidad crediticia y sexo

El Cuadro 5 muestra que existe una mayor proporción de hombres en la composición por sexos de la muestra (64,7%). Sin embargo, el porcentaje de incobrabilidad es aproximadamente el mismo para hombres y mujeres: 14% y 12%, respectivamente. En consecuencia, el sexo del cliente no sería una variable relevante en la explicación de la calidad crediticia. Esta presunción se confirma a través de la Prueba Exacta de Fisher. El valor de probabilidad reportado (0,181) permite concluir que no existe relación entre las variables. (Anexo II, Cuadro 1)

Cuadro 5. Calidad crediticia y sexo

En número de observaciones

	SEXO		Totales
	Hombres	Mujeres	
Buenos	863	484	1.347
Incobrables	140	63	203
Total	1.003	547	1.550

En porcentajes

	SEXO	
	Hombres	Mujeres
Buenos	86,0%	88,5%
Incobrables	14,0%	11,5%
Total	100,0%	100,0%

IV.I.b. Calidad crediticia y edad

En el Cuadro 6 se puede observar que el promedio de edad de los incobrables (35 años) es levemente inferior al promedio de los clientes buenos (casi 39 años).

Cuadro 6. Calidad crediticia y edad

	Buenos	Incobrables	Total
Promedio	38,72	35,07	38,24
Máximo	79	72	79
Mínimo	18	18	18
Desv. estándar	14,06	12,59	13,93
Variancia	197,70	158,58	193,99
Total	1.347	203	1.550

La prueba t permite concluir que existen diferencias estadísticamente significativas entre los promedios de edad de los clientes buenos e incobrables. El valor de probabilidad reportado (0,000), sin asumir el supuesto de varianzas iguales, permite rechazar la hipótesis nula de igualdad entre las medias de ambos grupos. (Anexo II, Cuadro 2)

IV.I.c. Calidad crediticia y estado civil

En el Cuadro 7 se detalla el estado civil de los usuarios, discriminado según la calidad crediticia. La prueba Chi-cuadrado de Pearson determina que no existe relación entre el estado civil del cliente y su condición como sujeto de crédito (bueno o incobrable). No se rechaza la hipótesis nula de independencia entre las variables, para un nivel de confianza del 95%. (Anexo II, Cuadro 3)

Cuadro 7. Calidad crediticia y estado civil

	Buenos		Incobrables	
	Observ.	%	Observ.	%
Soltero	946	70,2%	130	64,0%
Casado	297	22,0%	56	27,6%
Viudo	44	3,3%	8	3,9%
Separado	26	1,9%	6	3,0%
Divorciado	28	2,1%	3	1,5%
Sin datos	6	0,4%	0	0,0%
Total	1.347	100,0%	203	100,0%

IV.I.d. Calidad crediticia y origen de la tarjeta de crédito

La empresa ofrece su producto a través de tres canales principales: "promotores", "salón" y "masivas".

Para los fines de este trabajo se han agrupado los canales “promotores” y “salón” en una sola categoría: “trámite personal”. Se trata de personas que tramitaron en forma personal la solicitud y demostraron interés en obtener la tarjeta de crédito. Proporcionaron voluntariamente sus datos personales y documentaron sus ingresos y conducta de pago. Posteriormente, el Departamento de Análisis Crediticio de la empresa evaluó y aprobó las solicitudes.

En el caso de “masivas”, la tarjeta fue otorgada sin conocimiento ni consentimiento previo del titular. La empresa tomó los datos personales de bases de datos externas y utilizó el análisis crediticio contenido en las mismas (por ejemplo listado de clientes de un producto bancario).

En el Cuadro 8 se presenta la información acerca de la calidad crediticia del cliente, discriminada según el origen de la tarjeta de crédito. Se observa que la probabilidad de que un cliente sea incobrable, condicional a que el origen de la tarjeta sea por trámite personal es del 17,4%; mientras que la probabilidad de que sea bueno, condicional a que obtenga la tarjeta a través de masivas es 7,1%.

Cuadro 8. Calidad crediticia y origen de la tarjeta

En número de observaciones

	ORIG		Total
	T. Personal	Masivas	
Buenos	747	600	1.347
Incobrables	157	46	203
Total	904	646	1.550

En porcentajes

	ORIG	
	T. Personal	Masivas
Buenos	82,6%	92,9%
Incobrables	17,4%	7,1%
Total	100,0%	100,0%

El Test Exacto de Fisher confirma que existe asociación entre el origen de la tarjeta de crédito y la calidad crediticia. El valor de probabilidad reportado (0,000) permite rechazar la hipótesis nula de independencia entre las variables. (Anexo II, Cuadro 4)

El *odds-ratio* indica que si una persona obtuvo su tarjeta a través de un trámite personal, las chances de que no pague sus deudas (incobrable) son casi tres veces (2,741) más grandes que las chances de que sea un cliente bueno. (Anexo II, Cuadro 5)

IV.I.e. Calidad crediticia y fuente de ingresos

Se distinguen cuatro fuentes de ingresos: ingresos provenientes del trabajo asalariado; ingresos de trabajadores por cuenta propia; ingresos provenientes de jubilaciones y/o pensiones; otras fuentes de ingresos (tales como rentas, alquileres, utilidades, etc).

La mayoría de los clientes son asalariados; no obstante en el Cuadro 9 es posible apreciar algunas diferencias en la distribución de fuente de ingresos, entre clientes buenos e incobrables. La proporción de incobrables asalariados (80,3%) es superior a la de buenos asalariados (75,3%); también la de jubilados o pensionados (5,4% para incobrables, 2,6% para buenos). Mientras que la proporción de incobrables incluidos en la categoría "Otras fuentes" (10,3%), es inferior a la de clientes buenos que pertenecen a la misma categoría (18,5%).

Cuadro 9. Calidad crediticia y fuente de ingresos

	Buenos		Incobrables	
	Observ.	%	Observ.	%
Asalariado	1.014	75,3%	163	80,3%
Cuenta Propia	49	3,6%	8	3,9%
Jub. o pensión	35	2,6%	11	5,4%
Otras fuentes	249	18,5%	21	10,3%
Total	1.347	100,0%	203	100,0

El test Chi-cuadrado de Pearson confirma que existen indicios de una relación entre la fuente de ingresos del cliente y la calidad crediticia. El valor de probabilidad reportado (0,007) permite rechazar la hipótesis nula de independencia entre las variables. (Anexo II, Cuadro 6)

IV.I.f. Calidad crediticia y ansiedad de uso

El Cuadro 10 muestra que los clientes buenos, en promedio, utilizan por primera vez su tarjeta de crédito 69 días después de que ésta les fue habilitada para operar.

Este valor difiere significativamente del obtenido para los incobrables, quienes en promedio realizan su primera operación con la tarjeta de crédito sólo 13 días después de haberla obtenido. La media (12,93) y la desviación estándar (20,64) indican una fuerte concentración de la primera operación dentro del primer mes desde la fecha de alta.

Cuadro 10. Calidad crediticia y tiempo transcurrido entre el alta y la primera operación

	Buenos	Incobrables	Total
Promedio	69,45	12,93	62,04
Máximo	541	156	541
Mínimo	0	0	0
Desv. estándar	96,62	20,64	92,37
Variancia	9.335,76	426,07	8.531,60
Total	1.347	203	1.550

Para los fines de este estudio se ha construido la variable ANSIUS, que agrupa a los clientes en dos categorías: "ansioso" y "paciente". La primera incluye a todos los clientes que utilizaron la tarjeta dentro de los 28 días posteriores a la fecha de alta; la segunda reúne a quienes lo hicieron después.

En el Cuadro 11 se presenta la información acerca de la calidad crediticia de los clientes, discriminada según la ansiedad en el uso de la tarjeta (ANSIUS). La probabilidad de que un cliente sea incobrable, condicional a que sea ansioso es del 22,7%; mientras que la probabilidad de que sea incobrable, condicional a que sea paciente es de sólo el 4%.

Cuadro 11. Calidad crediticia y ansiedad de uso

En número de observaciones

	ANSIUS		Total
	Ansioso	Paciente	
Buenos	583	764	1.347
Incobrables	171	32	203
Total	754	796	1.550

En porcentajes

	ANSIUS	
	Ansioso	Paciente
Buenos	77,3%	96,0%
Incobrables	22,7%	4,0%
Total	100,0%	100,0%

El Test Exacto de Fisher confirma la existencia de asociación entre la ansiedad en el uso de la tarjeta de crédito y la calidad crediticia. El valor de probabilidad reportado (0,000) permite rechazar la hipótesis nula de independencia entre las variables. (Anexo II, Cuadro 7)

Si un cliente está incluido dentro de la categoría ansioso, las chances de que sea incobrable son siete veces (7,003) más grandes que las de ser bueno. (Anexo II, Cuadro 8)

IV.I.g. Calidad crediticia y tipo de operación

La variable TOPER agrupa a los clientes en dos categorías, en base al tipo de operación que efectuaron con su tarjeta de crédito durante la primera liquidación. "Consumos" incluye a las personas que sólo realizaron compra de mercaderías o servicios, tanto al contado como en cuotas. Mientras que "Préstamos y Adel." engloba a los que usaron la tarjeta para obtener préstamos o adelantos de dinero en efectivo, independientemente de que hayan realizado consumos.

En el Cuadro 12 puede observarse que la probabilidad de convertirse en incobrable, habiendo utilizado la tarjeta para obtener préstamos y/o adelantos de dinero en efectivo es del 29%. Mientras que entre los usuarios que sólo efectuaron consumos, la probabilidad de ser incobrable es inferior al 6%.

Cuadro 12. Calidad crediticia y tipo de operación

En número de observaciones

	TOPER		Total
	Consumos	Prest. y Adel.	
Buenos	984	363	1.347
Incobrables	55	148	203
Total	1.039	511	1.550

En porcentajes

	TOPER	
	Consumos	Prest. y adel.
Buenos	94,7%	71,0%
Incobrables	5,3%	29,0 %
Total	100,0%	100,0%

El Test Exacto de Fisher demuestra que hay asociación entre el tipo de operación efectuada y la calidad crediticia. El valor de probabilidad reportado (0,000) permite rechazar la hipótesis nula de independencia entre las variables. (Anexo II, Cuadro 9)

El *odds-ratio* calculado, permite afirmar que si el cliente utilizó la tarjeta de crédito para obtener préstamos y/o adelantos, las chances de que sea incobrable son siete veces (7,294) más grandes que las chances de ser bueno. (Anexo II, Cuadro 10)

IV.I.h. Calidad crediticia y utilización del límite de compras

El límite de compras está afectado por los consumos en un solo pago (al contado), las cuotas devengadas en el mes por consumos en cuotas y el monto de los adelantos de dinero en efectivo solicitados; no está afectado por las cuotas por préstamos.

Por lo tanto, el límite de compras no constituye una variable relevante para la decisión de las operaciones de los clientes que únicamente efectuaron préstamos en efectivo. En la información presentada en el Cuadro 13, se excluye del análisis a este segmento de clientes.

En promedio, los incobrables utilizan una proporción mayor del límite de compras que los clientes buenos (24% y 17%, respectivamente). (Cuadro 13)

Cuadro 13. Calidad crediticia y utilización del límite de compras

	Buenos	Incobrables	Total
Promedio	17,09	24,40	17,59
Máximo	129,92	81,07	129,92
Mínimo	0,56	1,22	0,56
Desv. Estándar	15,79	19,10	16,14
Variancia	249,20	364,87	260,40
Total	1.111	83	1.194

La prueba t permite concluir que existen diferencias significativas entre el promedio de utilización del límite de compras por parte de clientes buenos e incobrables. El valor de probabilidad reportado (0,001), asumiendo el supuesto de varianzas iguales, permite rechazar la hipótesis nula de igualdad entre las medias de ambos grupos. (Anexo II, Cuadro 11)

IV.I.i. Calidad crediticia e ingresos comprometidos

El Cuadro 14 muestra que los incobrables, en promedio, realizan operaciones durante la primera liquidación por un monto más de tres veces superior a su ingreso mensual. Esta relación es considerablemente menor para el caso de los clientes buenos (comprometen menos de las tres cuartas partes del ingreso mensual).

Cuadro 14. Calidad crediticia e ingresos comprometidos

	Buenos	Incobrables	Total
Promedio	0,73	3,24	1,06
Máximo	14,90	26,38	26,38
Mínimo	0,01	0,02	0,01
Desv. Estándar	1,07	3,69	1,87
Variancia	1,14	13,58	3,49
Total	1.347	203	1.550

La prueba t permite concluir que existen diferencias significativas entre la media de ingresos comprometidos por parte de clientes buenos e incobrables. A partir del valor de probabilidad obtenido (0,000), sin asumir el supuesto de varianzas iguales, es posible rechazar la hipótesis nula de igualdad entre las medias de ambos grupos. (Anexo II, Cuadro 12)

En el Cuadro 15 se agrupó a los clientes, en función del nivel de ingresos comprometidos (dividido en dos categorías). La probabilidad de ser incobrable, condicional a haber efectuado operaciones por un monto más de cinco veces superior al ingreso mensual es de 74,6%. Mientras que la chance de no-pago, condicional a comprometer una proporción de ingresos no superior a 5, es de sólo el 10,1%.

Cuadro 15. Calidad crediticia y categoría de ingresos comprometidos

En número de observaciones

	Ingresos comprometidos		Total
	Hasta 5	Más de 5	
Buenos	1.329	18	1.347
Incobrables	150	53	203
Total	1.479	71	1.550

En porcentajes

	Categoría de MTOT/ING	
	Hasta 5	Más de 5
Buenos	89,9%	25,4%
Incobrables	10,1%	74,6%
Total	100,0%	100,0%

El Test Exacto de Fisher permite concluir que existen pruebas de asociación entre la categoría de ingresos comprometidos y la calidad crediticia del cliente. El valor de probabilidad reportado (0,000) permite rechazar la hipótesis nula de independencia entre

las variables. (Anexo II, Cuadro 13)

El valor del *odds-ratio* calculado indica que la relación es muy fuerte. Las chances de ser incobrable para un cliente incluido en la categoría "Más de 5", son veintiséis veces más grandes (26,088) que las chances de ser incobrable para un cliente perteneciente a la categoría "Hasta 5" (Anexo II, Cuadro 14). Esto revela el importante riesgo que supone para la empresa la autorización de operaciones por montos que comprometen más de cinco ingresos mensuales del cliente.

IV.I.j. Calidad crediticia y mora al vencimiento de la primera liquidación

Se agrupó a los clientes dos categorías, teniendo en cuenta si entraron o no en mora al vencimiento de la primera liquidación. Entran en mora aquellos clientes que, a la mencionada fecha, no efectuaron pagos o lo hicieron por una suma inferior al monto mínimo exigido por la empresa.

Si un cliente no cubrió el pago mínimo al vencimiento de la primera liquidación, existe una probabilidad del 59,9% de que no pague sus deudas (incobrable). Mientras que la probabilidad de ser incobrable, condicional a no entrar en mora es de solamente el 7,1%. (Cuadro 16)

Cuadro 16. Calidad crediticia y mora al vencimiento de la liquidación

En número de observaciones

	MORAV		Total
	No	Sí	
Buenos	1.276	71	1.347
Incobrables	97	106	203
Total	1.373	177	1.550

En porcentajes

	MORAV	
	No	Sí
Buenos	92,9%	40,1%
Incobrables	7,1%	59,9%
Total	100,0%	100,0%

El Test Exacto de Fisher permite concluir que existen pruebas de asociación entre la mora al vencimiento de la primera liquidación y calidad crediticia. El valor de probabilidad reportado (0,000) permite rechazar la hipótesis nula de independencia entre las

variables. (Anexo II, Cuadro 15)

El valor del *odds-ratio* indica que existe una muy fuerte relación entre la mora al vencimiento de la primera liquidación y la incobrabilidad. Las chances de ser incobrable para un cliente que no cubrió el pago mínimo, son veinte veces más grandes (19,639) que las chances de ser incobrable para un cliente que sí lo cubrió. (Anexo II, Cuadro 16)

IV.II. Estimación de la probabilidad de no-pago

A partir de las variables explicativas que tienen asociación estadísticamente significativa con la variable dependiente calidad crediticia (CC), se estima el siguiente Modelo Logit de la probabilidad de no-pago de la deuda:

$$Prob(incobrable=1)=F(Xb)$$

donde **b** es el vector de coeficientes y **X** es el vector de variables explicativas.

El vector **X** incluye las variables edad (EDAD), fuente de ingresos (FING), origen (ORIG), ansiedad de uso (ANSIUS), tipo de operación (TOPER), porcentaje de utilización del límite de compras (SAL/LC), relación entre el monto total gastado y el ingreso mensual (MTOT/ING), y mora al vencimiento (MORAV).

Para estimar este modelo se utilizó el paquete estadístico SPSS, versión 10.0. Se seleccionó el método de estimación por pasos condicional hacia atrás (*backward stepwise conditional*), comenzando con un modelo complejo y del cual, sucesivamente, se extraen términos. En cada paso, se elimina en el modelo al término que tiene el mayor valor de probabilidad, al testear la hipótesis nula de que los parámetros son iguales a cero.

IV.II.a. Resultados

Los resultados obtenidos se presentan en el Cuadro 17.

En la primera columna aparecen las variables independientes del modelo, mientras que en la segunda se reportan los coeficientes estimados para cada una de ellas. Los desvíos estándar estimados de los coeficientes aparecen en la columna tres.

El estadístico de Wald (columna cuatro) permite juzgar la significatividad de los coeficientes estimados; se busca rechazar la hipótesis nula de que el valor del parámetro es igual a cero. La quinta columna reporta los grados de libertad (igual al número de categorías de la variable menos uno).

En la columna seis se presenta el valor de probabilidad del test de Wald asociado a cada uno de los coeficientes b . Ese valor de probabilidad permite determinar si el coeficiente es o no significativamente distinto de cero, es decir, si la variable correspondiente tiene realmente un efecto significativo sobre la probabilidad de no-pago. Para un nivel de confianza del 99%, se puede considerar como significativamente distinto de cero a todos aquellos coeficientes para los cuales el valor de probabilidad reportado en la columna seis sea menor a 0,01.

El valor $EXP(b)$ corresponde a la función exponencial $EXP(b) = e^b$ y representa el *odds-ratio* para cada variable independiente. Ante un incremento unitario de una variable independiente continua, o cuando una variable independiente discreta asume la categoría representada por el valor "1", el *odds* de la variable dependiente (cociente entre la probabilidad de incobrable y la probabilidad de cliente bueno) varía por un factor igual a $EXP(b)$. Por ende, cuando $EXP(b)$ es superior a 1 existe asociación positiva entre la variable independiente y dependiente; cuando es inferior a 1 existe asociación negativa.

Las últimas columnas reportan los límites del intervalo de confianza para $EXP(b)$, para un nivel de confianza del 95%. Cuando incluye el valor 1, ello implica que no existe asociación entre las variables dependiente e independiente.

Todas las variables consideradas relevantes en la explicación de la probabilidad de no-pago fueron incluidas en el modelo¹¹. Los valores de probabilidad reportados en la sexta columna son inferiores a 0,01, por lo que todos los coeficientes estimados resultan significativamente distintos de cero, para un nivel de confianza del 99% (Cuadro 17).

Cuadro 17. Resultados econométricos

	B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)	95,0% C.I. for EXP(B)	
							Lower	Upper
EDAD	-0,024	0,008	10,306	1	0,001	0,976	0,962	0,991
ORIG(1)	1,057	0,252	17,614	1	0,000	2,876	1,756	4,711
ANSIUS(1)	0,732	0,251	8,483	1	0,004	2,079	1,270	3,402
TOPER(1)	0,916	0,236	14,999	1	0,000	2,498	1,572	3,971
SALLC	0,016	0,006	7,797	1	0,005	1,016	1,005	1,027
MTOTING	0,324	0,055	34,456	1	0,000	1,383	1,241	1,542
MORAV(1)	2,391	0,225	113,131	1	0,000	10,923	7,031	16,969
Constant	-3,901	0,393	98,700	1	0,000	0,020		

¹¹ La variable fuente de ingresos (FING) resultó no significativa y fue descartada en el primer paso. Ver Anexo III, Cuadro 1.

IV.II.b. Medidas de bondad del ajuste y diagnóstico

El estadístico "Chi-cuadrado del modelo" (Anexo III, Cuadro 2) y la prueba de Hosmer y Lemeshow (Anexo III, Cuadro 3), permiten concluir que el modelo estimado es globalmente significativo, para un nivel de confianza del 99%.

El análisis de la matriz de correlaciones entre las variables independientes, aunado al cálculo del Factor de Inflación de la Variancia (VIF, por sus siglas en inglés), permitieron descartar la existencia de multicolinealidad en el modelo. (Anexo III, Cuadros 4 y 5)

Finalmente se examinaron los casos para los que el modelo produce los mayores residuos ajustados (*outliers*). El signo positivo de los residuos estandarizados (Anexo III, Cuadro 6, última columna) indica que se comete el error de predecir que el cliente es bueno cuando en realidad es incobrable. Se evaluó el valor que asumen las variables incluidas en el modelo para cada uno de los casos mencionados, comprobándose que se trata de clientes incobrables (CC=1) que durante la primera liquidación de la tarjeta de crédito exhibieron las pautas de comportamiento características en un cliente bueno (Anexo III, Cuadro 7). En consecuencia, puede concluirse que la estimación deficiente de la calidad crediticia para estos clientes no se debe a la omisión de una variable explicativa relevante, sino al problema de calcular probabilidades en base a información limitada a la primera liquidación.

IV.II.c. Efectos estimados de las variables. Dirección e importancia relativa.

En relación a los efectos estimados de las variables, todos van en la dirección esperada. En los modelos lineales el coeficiente mide el efecto marginal de la variable independiente en la dependiente. Dado que el Logit no es un modelo lineal, los coeficientes del Cuadro 17 no pueden ser interpretados de esta manera. No obstante, aún es posible conocer la dirección del efecto y su magnitud relativa observando los signos y el tamaño relativo de los coeficientes logit b o de los *odds-ratio* $EXP(b)$.

Utilización del límite de compras y probabilidad de no-pago.

El *odds-ratio* estimado para la variable utilización del límite de compras (SAL/LC) es 1,016. Esto significa que el aumento de un punto porcentual en la utilización del límite de compras, genera un incremento en el *odds* de la variable dependiente del 1,6%, controlada la influencia de las otras variables del modelo. Es probable que los aumentos en nivel de utilización del límite de compras sean reflejo de una mayor necesidad de crédito del cliente, de un menor control sobre sus gastos, o de insuficientes incentivos para cumplir con la devolución (riesgo moral), y que por lo tanto generen incrementos en

la probabilidad de no-pago.

Edad y probabilidad de no-pago

Existe una asociación negativa entre la edad del usuario y la probabilidad de no-pago (el *odds-ratio* estimado es inferior a 1). Concretamente, un aumento unitario en la edad del cliente provoca una reducción en el *odds* de la variable dependiente del 2,4%, controlada la influencia de las otras variables del modelo. Es posible que la edad actúe sobre la percepción del riesgo de las personas, o sobre su aversión al mismo, y que por ese motivo influya sobre la probabilidad de no-pago.

Ingresos comprometidos y probabilidad de no-pago

El *odds-ratio* estimado para MTOT/ING es 1,383, lo que implica asociación positiva entre esta variable y la probabilidad de no-pago. El aumento en el *odds* de la variable dependiente, generado por un incremento unitario en el nivel de ingresos comprometidos, alcanza el 38,3% (controlando la influencia de las restantes variables). La interpretación es similar a la de un incremento en el nivel de utilización del límite de compras; sin embargo es importante destacar que el nivel de ingresos comprometidos por las operaciones efectuadas ejerce un efecto directo sobre la capacidad de repago de la deuda.

Ansiedad de uso y probabilidad de no-pago

Si el cliente es ansioso, sus chances de no-pago crecen. Controlada la influencia de las otras variables, cuando la variable ANSIUS asume el valor uno (cliente ansioso), el *odds* de la variable dependiente se ve incrementado por un factor igual a 2,079. Es probable que utilizar la tarjeta dentro de los 28 días desde la fecha de alta indique urgencia en la necesidad de crédito por parte del prestatario, lo que justificaría el impacto positivo sobre la probabilidad de no-pago.

Tipo de operación y probabilidad de no-pago

La utilización de la tarjeta de crédito como instrumento para obtener dinero en efectivo puede indicar problemas de liquidez por parte usuario. Por lo tanto, resulta lógico que la solicitud de préstamos y/o adelantos aumente las chances de no-pago. La relación entre las probabilidades de cliente incobrable y cliente bueno se multiplica por 2,498, una vez controlada la influencia de las otras variables incluidas en el modelo.

Origen y probabilidad de no-pago

A diferencia de aquellos clientes que recibieron su tarjeta de crédito a través de una emisión masiva, quienes la tramitan personalmente expresan voluntad en conseguirla; en

consecuencia, es posible suponer que el trámite personal revela la necesidad de crédito e incrementa la probabilidad de no-pago. Cuando la variable ORIG asume el valor uno (trámite personal), el cociente entre las probabilidades de cliente incobrable y bueno se multiplica por 2,876, controlando la influencia de las otras variables del modelo.

Mora al vencimiento y probabilidad de no-pago

Incurrir en mora al vencimiento de la primera liquidación genera el impacto positivo más importante sobre la probabilidad de no-pago. Si el cliente incumple el pago mínimo exigido, la variable MORAV (cuyo *odds-ratio* estimado es 10,923) asume el valor 1. Esto significa que, una vez controlada la influencia de las otras variables, el *odds* de la variable dependiente aumenta casi once veces. La morosidad puede reflejar falta de compromiso con la devolución del crédito, o dificultades para cumplir a tiempo con el pago exigido. Sin embargo, el fuerte efecto estimado sobre la probabilidad de cliente incobrable permite concluir que, en la mayoría de los casos, la variable indica falta de compromiso del cliente para devolver el crédito obtenido.

IV.II.d. Efectos marginales.

Hasta ahora pudo inferirse la dirección e importancia relativa de los efectos que las distintas variables tienen sobre la probabilidad de no-pago. Para determinar la magnitud de los mismos es necesario recurrir a ciertos cálculos auxiliares. Así, el efecto marginal de una variable continua sobre la probabilidad de no-pago viene dado por:

$$\frac{\partial F}{\partial X_k} = \mathbf{b}_k \times f(\mathbf{Xb})$$

donde X_k es una variable continua y $f(\cdot)$ es la función de densidad logística.

De estas expresiones resulta evidente que el efecto marginal depende de "dónde" se lo mida, es decir, del valor que se le asigne a las variables explicativas.

En el Cuadro 18 se reportan los efectos marginales sobre la probabilidad de no-pago para las variables continuas ingresos comprometidos, utilización del límite de compras, y edad. Se calculan para cuatro grupos de clientes distintos. Los dos primeros son no morosos, uno con origen en masivas y el otro en trámite personal; los otros dos son morosos (también con origen en masivas y trámite personal, respectivamente). Además se analizan para diferentes valores de las variables tipo de operaciones y ansiedad de uso de la tarjeta.

Cuadro 18. Efectos marginales de las variables continuas sobre la probabilidad de no-pago*

18.1. NO MOROSOS

18.1.1. Origen 0

	ANSIUS=0			ANSIUS=1		
	MTOT/ING	SAL/LC	EDAD	MTOT/ING	SAL/LC	EDAD
TOPER=0	0,00474	0,00023	-0,00035	0,00956	0,00047	-0,00071
TOPER=1	0,01135	0,00056	-0,00084	0,02184	0,00108	-0,00162

18.1.2. Origen 1

	ANSIUS=0			ANSIUS=1		
	MTOT/ING	SAL/LC	EDAD	MTOT/ING	SAL/LC	EDAD
TOPER=0	0,01292	0,00064	-0,00096	0,02461	0,00122	-0,00182
TOPER=1	0,02861	0,00141	-0,00212	0,04867	0,00240	-0,00360

18.2. MOROSOS

18.2.1. Origen 0

	ANSIUS=0			ANSIUS=1		
	MTOT/ING	SAL/LC	EDAD	MTOT/ING	SAL/LC	EDAD
TOPER=0	0,03936	0,00194	-0,00292	0,06159	0,00304	-0,00456
TOPER=1	0,06695	0,00331	-0,00496	0,08052	0,00398	-0,00596

18.2.2. Origen 1

	ANSIUS=0			ANSIUS=1		
	MTOT/ING	SAL/LC	EDAD	MTOT/ING	SAL/LC	EDAD
TOPER=0	0,07070	0,00349	-0,00524	0,08010	0,00400	-0,00600
TOPER=1	0,08042	0,00397	-0,00596	0,06652	0,00329	-0,00493

*Evaluados para EDAD=38,24, SAL/LC=17,59, MTOT/ING=1,06

En cuanto a la magnitud, se observa que un aumento unitario en los ingresos comprometidos genera el impacto positivo más importante sobre la probabilidad de no-pago en todos los grupos de usuarios considerados. Le siguen en orden de importancia, los efectos marginales de la edad (como ya se mencionó, su influencia es negativa), y del nivel de utilización de la línea de crédito.

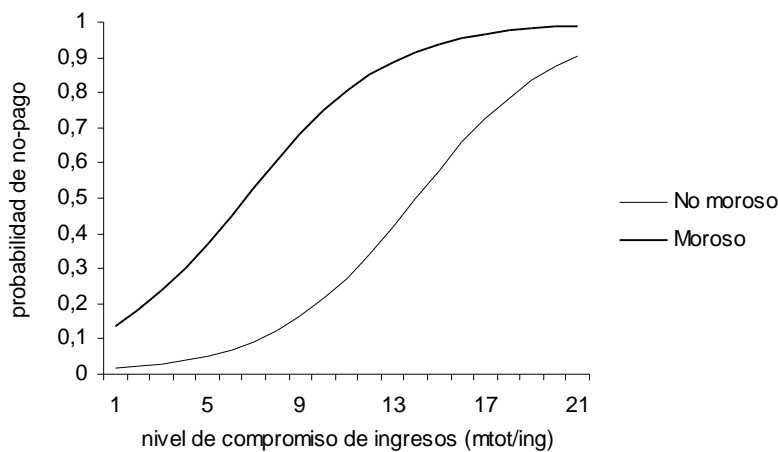
El Cuadro 18 permite apreciar que para usuarios con ingresos comprometidos, utilización del límite de compras, y edad promedio, la morosidad amplía el efecto de las variables consideradas sobre la probabilidad de no-pago.

Haciendo uso del Gráfico 1 se puede analizar más detalladamente el efecto de los

ingresos comprometidos sobre la probabilidad de no-pago y la influencia de la morosidad sobre estos efectos. La altura de las curvas representa la probabilidad de no-pago para un individuo moroso y otro no moroso (ambos con tarjeta masiva, pacientes, sin préstamos, y con edad y utilización de la línea de crédito promedio). En los dos casos, el efecto marginal del nivel de ingresos comprometidos sobre la probabilidad de no-pago es primero creciente y luego decreciente. También se observa que, independientemente del valor asumido por otras variables, niveles de ingresos comprometidos elevados implican valores de probabilidad de no-pago cercanos a 1. En consecuencia, se puede concluir que la autorización de operaciones por montos que implican un nivel de compromiso de ingresos igual a 26,38 (v. Cuadro 14) aparece como una conducta irracional por parte del prestamista.

Para un nivel de ingresos comprometidos promedio, la mayor pendiente que corresponde a la curva "Morosos" refleja el efecto marginal superior para estos usuarios. Un aumento unitario en el nivel de utilización del límite de compras incrementa la probabilidad de no-pago de un cliente no moroso en 0,47% (Cuadro 18.1.1.); si hubiese incurrido en mora el efecto alcanzaría el 3,94% (Cuadro 18.2.1.).

Gráfico 1. Efecto marginal de ingresos comprometidos e influencia de la morosidad



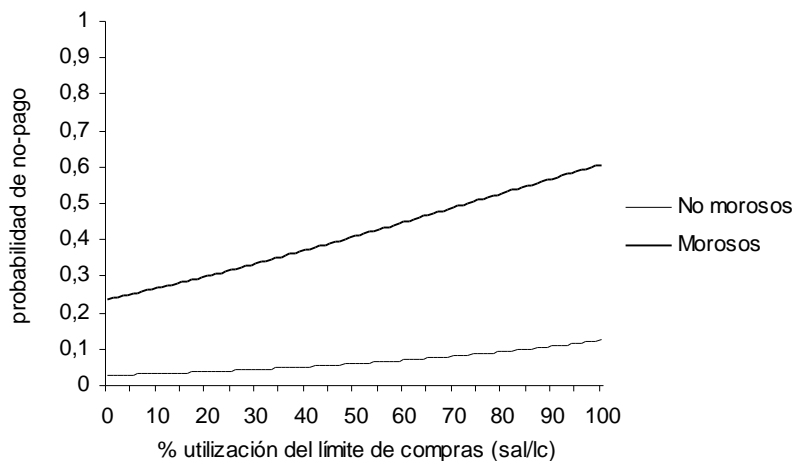
El Gráfico 2 permite apreciar que, para morosos y no morosos, hay evidencias de un efecto marginal creciente del nivel de utilización de la línea de crédito sobre la probabilidad de no-pago, que se refleja en la convexidad de las curvas. Dado que incurrir en mora acentúa la magnitud del efecto, a medida que aumenta el nivel de utilización de la línea de crédito se amplía la brecha entre la probabilidad de no-pago de morosos y no morosos.

Además se puede apreciar que la utilización completa de la línea de crédito por parte

de un cliente no moroso, con tarjeta masiva, paciente, sin préstamos, y con edad e ingresos comprometidos promedio, no está asociada a un riesgo de incobrabilidad importante (la probabilidad de no-pago es levemente superior al 10%). Dado que la empresa fija el valor del límite de compras en función de algún indicador de la capacidad de pago del cliente (generalmente los ingresos), resulta lógico que su total utilización no implique elevadas chances de no-pago.

Llegados a este punto se plantea un interrogante que vale la pena aclarar. Si la utilización completa del límite de compras no implica alto riesgo de no-pago, y si su importe se fija en función del ingreso del usuario, ¿por qué hay clientes cuyo nivel de ingresos comprometidos es, por sí solo, determinante de incobrabilidad? La explicación a esta aparente paradoja se halla en que la variable ingresos comprometidos (MTOT/ING) incluye dos conceptos que no afectan al límite de compras: el importe total de préstamos obtenidos, y las cuotas por consumos a devengar en futuras liquidaciones. Por lo tanto es posible afirmar que un elevado nivel de ingresos comprometidos está asociado a este tipo de operaciones, lo que pone de manifiesto el alto nivel de riesgo inherente a las mismas. Adicionalmente el análisis sugiere que la empresa debería fijar un monto límite para estas operaciones, en base a alguna consideración acerca del nivel de ingresos del cliente.

Gráfico 2. Efecto marginal de la utilización del límite de compras e influencia de la morosidad*

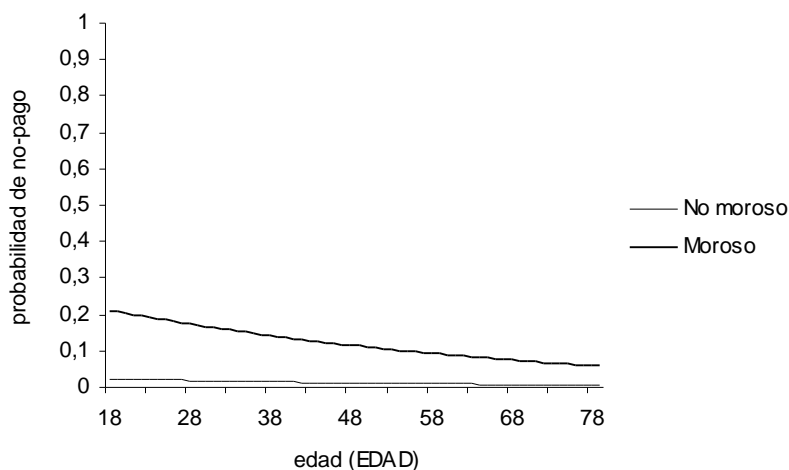


*Graticado para usuarios con tarjeta masiva, pacientes, sin préstamos, con edad e ingresos comprometidos promedio.

La pendiente negativa de las curvas del Gráfico 3 refleja la relación inversa entre la edad del cliente y la probabilidad de no-pago; asimismo se puede apreciar que el efecto marginal de la edad sobre esa probabilidad es decreciente. A medida que aumenta la edad, se produce una convergencia de la probabilidad de no-pago entre morosos y no morosos, como consecuencia de un más rápido decrecimiento de la misma para el primer

grupo. De esta forma, podría interpretarse que reducciones sucesivas en la edad (clientes más jóvenes) tienden a ampliar las diferencias en probabilidad de no-pago generadas por la morosidad.

Gráfico 3. Efecto marginal de la edad e influencia de la morosidad*



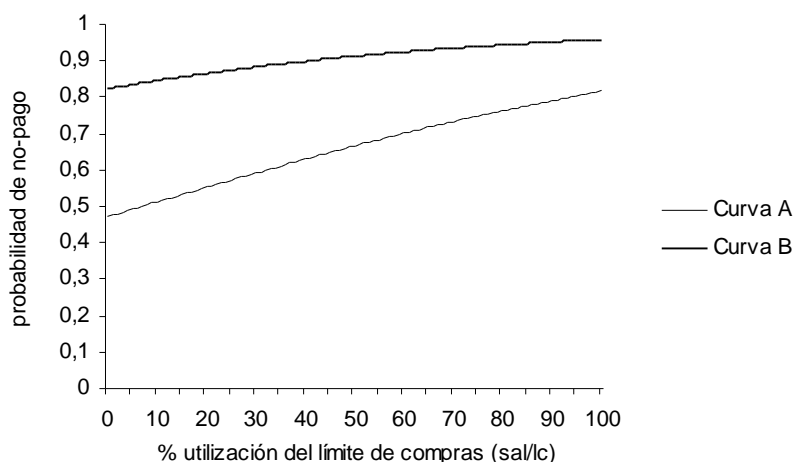
*Gráficoado para usuarios con tarjeta masiva, pacientes, sin préstamos, con ingresos comprometidos promedio y utilización del límite de compras promedio.

Por otra parte, del análisis de los cuadros surge que la utilización de la tarjeta de crédito dentro de los 28 días desde la fecha de alta (ANSIUS=1), la solicitud de préstamos o adelantos (TOPER=1), y la tramitación personal de la tarjeta de crédito (ORIG=1), acrecientan la influencia de las tres variables (MTOT/ING, SAL/LC, EDAD) sobre la probabilidad de no-pago. (Cuadros 18.1.1, 18.1.2., 18.2.1)

Para el Cuadro 18.2.2. este patrón se modifica. En este grupo de clientes, la utilización de la tarjeta dentro de los 28 días desde la fecha de alta y la solicitud de dinero en efectivo (si ocurren simultáneamente) reducen el efecto marginal de las variables continuas sobre la probabilidad de no-pago.

En el Gráfico 4 se representa el efecto marginal del nivel de utilización de la línea de crédito para un cliente moroso, con tarjeta tramitada personalmente, y con ingresos comprometidos, y edad promedio. Si fuese paciente y no solicitase préstamos, el efecto vendría representado por la curva A; si fuese ansioso y con operaciones de préstamos, el efecto estaría representado por B. La menor pendiente de la curva A, refleja la reducción en el efecto marginal de la utilización de la línea de crédito generado por las condiciones "ansioso" y "con préstamos". La influencia de estas condiciones sobre el efecto marginal de las variables MTOT/ING y EDAD es similar.

Gráfico 4. Influencia de “ansioso” y “con préstamos” sobre el efecto marginal de SAL/LC



Los efectos marginales para las variables binarias se calculan en forma diferente debido a que no es posible aplicar para ellas el concepto de derivada. Así, el efecto marginal sobre la probabilidad de cobertura cuando la variable binaria d_k pasa de valer cero a uno viene dado por:

$$EfMg d_k = F(\mathbf{b}_k + X\mathbf{b}) - F(X\mathbf{b})$$

donde F es la función de distribución acumulada logística y X tiene un cero en la posición k -ésima.

En el Cuadro 19 se reportan los efectos marginales sobre la probabilidad de no-pago, para las variables binarias MORAV, ORIG, TOPER, y ANSIUS. Como se señaló antes, dado que el efecto marginal depende de los valores que toman cada una de las variables, se lo evalúa para los valores medios de las variables continuas y para todos los posibles valores de las dummies.

Cuadro 19. Efectos marginales de las variables binarias sobre la probabilidad de no-pago*

19.1. De no moroso a moroso

	ANSIUS=0		ANSIUS=1	
	ORIG=0	ORIG=1	ORIG=0	ORIG=1
TOPER=0	0,12664	0,28011	0,22482	0,41373
TOPER=1	0,25542	0,44454	0,38865	0,52730

19.2. De masivas a trámite personal

	ANSIUS=0		ANSIUS=1	
	MORAV=0	MORAV=1	MORAV=0	MORAV=1
TOPER=0	0,02675	0,18022	0,05238	0,24129
TOPER=1	0,06155	0,25067	0,11139	0,25028

19.3. De sólo consumos a préstamos y/o adelantos

	ANSIUS=0		ANSIUS=1	
	MORAV=0	MORAV=1	MORAV=0	MORAV=1
ORIG=0	0,02147	0,15025	0,04229	0,20612
ORIG=1	0,05628	0,22071	0,10129	0,21485

19.4. De paciente a ansioso

	TOPER=0		TOPER=1	
	MORAV=0	MORAV=1	MORAV=0	MORAV=1
ORIG=0	0,01553	0,11373	0,03637	0,16960
ORIG=1	0,04119	0,17481	0,08620	0,16896

*Evaluados para EDAD=38,24, SAL/LC=17,59, MTOT/ING=1,06

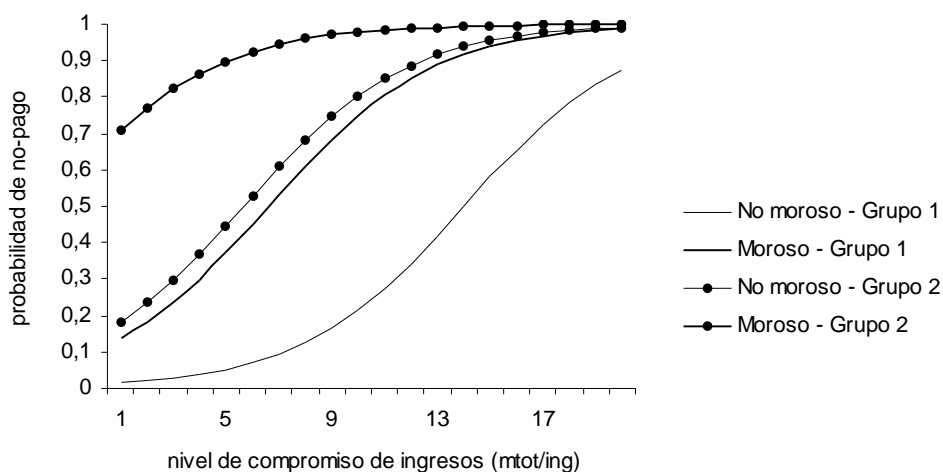
Es posible observar que la mora genera un fuerte incremento de la probabilidad de no-pago. No obstante la magnitud del efecto varía considerablemente, en función del valor que asumen otras variables incluidas en el modelo. (Cuadro 19.1.)

El Gráfico 5 permite examinar más detalladamente el efecto de la morosidad sobre la probabilidad de no-pago, para dos grupos diferentes de clientes. Las dos curvas inferiores son para usuarios pacientes, con tarjeta masiva, y sin préstamos (Grupo 1); las dos superiores para usuarios ansiosos, con tarjeta tramitada personalmente, y con préstamos (Grupo 2). Lo primero que surge del gráfico es que las curvas nunca se cruzan. Esto es consecuencia de dos fenómenos. Primero, independientemente del nivel de ingresos comprometidos y de la morosidad, los usuarios del segundo grupo siempre tienen mayor probabilidad de no-pago que los del primero. Segundo, independientemente del nivel de ingresos comprometidos, y dado el grupo al que pertenece el usuario, la mora incrementa la probabilidad de no-pago.

Para un nivel de ingresos comprometidos promedio (1,06) la mayor distancia vertical entre las curvas superiores refleja el efecto marginal superior de la mora para este grupo de clientes. Como lo muestra el Cuadro 19.1., el efecto marginal correspondiente a la mora, para un cliente ansioso, con tarjeta tramitada personalmente, con operaciones de préstamos, y con ingresos comprometidos, utilización del límite de compras, y edad

promedio, alcanza el 52,73%; mientras que para un usuario paciente, con tarjeta masiva, y sin préstamos, el efecto sólo sería del 12,66%.

Gráfico 5. Efecto marginal de la mora para dos grupos de clientes



Los Cuadros 19.2, 19.3, y 19.4. muestran los efectos marginales sobre la probabilidad de no-pago, correspondientes a las variables origen de la tarjeta, tipo de operación y ansiedad del uso, respectivamente.

La influencia de estas variables sobre el riesgo de incobrabilidad se potencia a partir de otras conductas del usuario. Para cada variable, la magnitud de los efectos es pequeña cuando las restantes asumen el valor cero; mientras que se amplían considerablemente cuando asumen el valor uno.

Antes se mencionó que la tramitación personal de la tarjeta puede ser indicativa de la necesidad de crédito. Los efectos calculados en el Cuadro 19.2. sugieren que esa suposición sería correcta, siempre y cuando se verifiquen otras conductas (utilización de la tarjeta dentro de los 28 días desde la fecha de alta, préstamos, mora); en tal caso el efecto marginal sobre la probabilidad de no-pago del trámite personal alcanza el 25,03%. Por el contrario, si el usuario registra conductas que no impliquen urgente necesidad de financiación (paciente, sin préstamos, no moroso) el efecto marginal es pequeño 2,67%; en este caso es posible suponer que el origen en trámite personal se debe a un motivo distinto a la necesidad de crédito. La interpretación de los resultados obtenidos para las variables ANSIUS y TOPER es similar.

IV.II.e. Simulación de la probabilidad de no-pago para clientes hipotéticos.

En el Cuadro 20 se calcula la probabilidad de no-pago (p) para tres clientes hipotéticos:

A, B, C.

“A” representa a un usuario bueno, “B” a un cliente promedio, y “C” a un incobrable. Las variables continuas toman el valor correspondiente a la media de clientes buenos, promedio, e incobrables, respectivamente; mientras que las variables binarias asumen la categoría más frecuente dentro de cada uno de estos grupos de usuarios.

Cuadro 20. Simulación de la probabilidad de no-pago para tres clientes hipotéticos

CLIENTE	EDAD	ORIG	ANSIUS	TOPER	SALLC	MTOTING	MORAV	p
A	39	1	0	0	17,09	0,73	0	0,037
B	38	1	1	0	17,59	1,06	0	0,083
C*	35	1	1	1	24,4	3,24	1	0,858

*Se clasifica como cliente incobrable cuando la probabilidad estimada (p) es igual o superior a 0,5.

“A” es un cliente de 39 años, que obtuvo la tarjeta de crédito mediante un trámite personal, y no la usó dentro de los 28 días desde la fecha de alta; en la primera liquidación sólo realizó operaciones de consumos, utilizando el 17,09% del límite de compras y comprometiendo menos del 75% de su ingreso mensual ($MTOT/ING=0,73$); al vencimiento cumplió con el pago mínimo exigido. Se trata de un usuario bueno típico, con un probabilidad de no-pago estimada muy baja (0,037).

“B” representa a un cliente promedio y se parece en muchos aspectos al anterior¹². La probabilidad de no-pago estimada (0,083) es levemente superior, fundamentalmente debido a que realizó operaciones dentro de los 28 días desde la fecha de alta.

“C” tiene las características de un cliente incobrable típico: 35 años, tarjeta tramitada en forma personal, operaciones dentro de los 28 días desde la fecha de alta, solicitud de préstamos y/o adelantos de efectivo, utilización del 24,4% del límite de compras, más de tres ingresos mensuales comprometidos, e incumplimiento del pago mínimo exigido al vencimiento de la primera liquidación. La probabilidad de no-pago estimada en 0,858 refleja su elevado riesgo de incobrabilidad.

Efectos marginales para los clientes hipotéticos

En el Cuadro 21 se reporta el efecto marginal de las variables explicativas sobre la probabilidad de no-pago, para cada uno de los clientes hipotéticos (A, B, C).

¹² El parecido entre el cliente bueno típico (A) y el cliente promedio (B), se debe al elevado porcentaje de clientes buenos que forman parte de la muestra. Puede afirmarse que el cliente promedio (B) es bueno.

Cuadro 21. Efectos marginales para tres clientes hipotéticos

CLIENTE	EDAD	ORIG=1	ANSIUS=1	TOPER=1	SALLC	MTOTING	MORAV=1
A	-0,0008	0,0236	0,0366	0,0501	0,0006	0,0114	0,2568
B	-0,0018	0,0527	0,0414	0,1017	0,0012	0,0247	0,4147
C	-0,0029	0,1810	0,1143	0,1509	0,0020	0,0396	0,5023

Lo primero que surge del cuadro es que, para todas las variables, la magnitud de los efectos se amplía a medida que aumenta el riesgo de incobrabilidad del cliente. No obstante, independientemente del perfil de cliente considerado, el efecto marginal de las variables edad y utilización del límite de compras es pequeño.

Por el contrario, el perfil de cliente influye considerablemente sobre la magnitud de los efectos de las variables ANSIUS, ORIG, TOPER, y MORAV. En el caso de un cliente bueno típico (A), sólo la morosidad generaría un incremento importante sobre la probabilidad de no-pago; mientras que para un usuario incobrable típico (C), las cuatro variables ejercerían una influencia significativa sobre esa probabilidad.

Resulta interesante analizar las posibles consecuencias de la morosidad, en función del perfil de cliente. Los efectos estimados (reportados en la última columna del Cuadro 21) sugieren que el incumplimiento del pago mínimo exigido al vencimiento de la primera liquidación podría implicar la categorización como incobrable de un cliente promedio (B), pero no necesariamente la de un cliente bueno típico (A). Es decir, aunque el hecho de incurrir en mora al vencimiento de la primera liquidación siempre influye considerablemente sobre la chance de incobrabilidad, su importancia relativa y posibles consecuencias, deberían ser analizadas teniendo en cuenta el valor asumido por otras variables consideradas relevantes en la explicación de la probabilidad de no-pago.

IV.II.f. Predicción de la calidad crediticia

Usualmente se considera que aquellos individuos para los cuales la probabilidad de no-pago estimada iguala o supera el 50% serán clasificados como clientes incobrables mientras que los demás serán catalogados como clientes buenos. Además, esta práctica habitual resulta en este caso ser la que maximiza la proporción de observaciones correctamente clasificadas, es decir, aquellas en que se predice correctamente la calidad crediticia. Es así que la incobrabilidad se predice usando como línea de corte una probabilidad de no-pago de 0,5.

En el Cuadro 22 se comparan las observaciones y porcentajes, verdaderos y predichos, acerca de la calidad crediticia de los clientes.

Cuadro 22. Calidad crediticia verdadera y predicha

	Verdaderos		Predichos	
	Observ.	%	Observ.	%
Buenos	1.347	86,9%	1.422	91,0%
Incobrables	203	13,1%	128	9,0%
Total	1.550	100,0%	1.550	100,0%

En el Cuadro 23 se presenta una clasificación alternativa de las observaciones, de acuerdo a la situación real y predicha de calidad crediticia. En las columnas se separan los individuos incobrables de los buenos, mientras que en las filas se agrupan de acuerdo a si se predijo o no incobrabilidad.

Cuadro 23. Calidad crediticia verdadera y predicha – Clasificación alternativa

	Verdaderos		Total
	Buenos	Incobrables	
Predichos			
Buenos	1.316	106	1.422
Incobrables	31	97	128
Total	1.347	203	1.550

Pr (predecir bueno / verdadero bueno)	97,7%
Pr (predecir incobrable / verdadero incobrable)	47,8%
Pr (verdadero bueno / predicho bueno)	92,5%
Pr (verdadero incobrable / predicho incobrable)	75,8%

Pr (predecir bueno / verdadero incobrable)	52,2%
Pr (predecir incobrable / verdadero bueno)	2,3%
Pr (verdadero incobrable / predicho bueno)	7,4%
Pr (verdadero bueno / predicho incobrable)	24,2%

Clasificados correctamente	91,2%
----------------------------	-------

Como puede observarse, un 91,2% de las observaciones está correctamente clasificada. Este modelo tiene la capacidad de detectar el 47,8% de los casos en que se observa incobrabilidad y el 97,7% de los casos en que no se observa (clientes buenos).

En cuanto a su valor predictivo, la probabilidad de que realmente un individuo sea incobrable cuando se predijo que así lo era es del 75,8%, mientras que la probabilidad de no serlo cuando se predijo que el individuo era bueno es del 92,5%.

El mayor problema que aparece es una alta probabilidad de predecir que el cliente es

buen sujeto de crédito cuando en realidad no lo es (52,2%)¹³. Esto lleva a cierta sobreestimación de la proporción de clientes buenos: mientras que la proporción predicha es del 91,0%, el verdadero porcentaje es del 86,9% (Cuadro 22).

Mora y calidad crediticia

Generalmente, las empresas inician acciones para recuperar el crédito cuando el cliente incumple con algún pago. Sólo después de registrada la mora, proceden a bajar el límite de compras, inhabilitar la cuenta, y notificar al usuario. Sin embargo, es posible que un cliente tenga elevadas chances de incobrabilidad, a pesar de haber cumplido con el pago mínimo exigido al término de la primera liquidación. También se puede dar el caso contrario: que a pesar de ser moroso, su probabilidad de no-pago sea baja. El modelo estimado arroja algo de luz sobre esta cuestión:

Predice en forma adecuada la calidad crediticia del 93,4% ($(1.273+10)/(1.373)$) de los no morosos. El modelo es capaz de detectar al 10,3% (10/97) de los no morosos incobrables, mientras que sólo falla en estimar la calidad crediticia del 0,2% (3/1.276) de los no morosos buenos. (Cuadro 24)

Cuadro 24. Calidad crediticia verdadera y predicha de los clientes no morosos

	Verdaderos		
Predichos	Buenos	Incobrables	Total
Buenos	1.273	87	1.360
Incobrables	3	10	13
Total	1.276	97	1.373

Por otra parte, el modelo predice correctamente la calidad crediticia del 73,4% ($(43+87)/(177)$) de los morosos. Es capaz de detectar al 60,6% (43/71) de los morosos buenos, mientras que sólo falla en estimar la calidad crediticia del 17,9% (19/106) de los morosos incobrables. (Cuadro 25)

Cuadro 25. Calidad crediticia verdadera y predicha de los clientes morosos

	Verdaderos		
Predichos	Buenos	Incobrables	Total
Buenos	43	19	62
Incobrables	28	87	115
Total	71	106	177

¹³ Este error podría reducirse sólo a costa de aumentar otro tipo de error (la probabilidad de predecir que un cliente es incobrable, cuando en realidad es bueno). Ver el Anexo IV.

Estas predicciones pueden proporcionar información relevante para el diseño de un procedimiento de gestión de cuentas en mora.

La empresa emisora de la tarjeta de crédito podría iniciar acciones tendientes a la recuperación del crédito concedido a los 115 clientes morosos para los que se estimó un valor de probabilidad de no-pago igual o superior a 0,5 (acelerar los plazos de la etapa de notificación, o profundizar la gestión de cobradores, por ejemplo). En el caso de los 62 morosos clasificados como clientes buenos, se podrían extender fechas de espera para el registro del pago.

Por otra parte, los resultados obtenidos sugieren que la empresa debería invertir recursos en monitorear la utilización de la línea de crédito por parte de los usuarios no morosos que fueron clasificados como incobrables.

SECCIÓN V – DISCUSIÓN CON RESULTADOS DE ESTUDIOS PREVIOS

En este trabajo se relaciona la calidad crediticia de los usuarios de una tarjeta de crédito regional, con algunas de sus características socioeconómicas y pautas de comportamiento. Esta metodología es similar a la utilizada en los modelos de *credit scoring*, y a la empleada por los autores que han estudiado el problema del incremento de la morosidad en las tarjetas de crédito estadounidenses durante la década del noventa.

No obstante, la propuesta que se presenta en esta tesis tiene algunos elementos novedosos. En la mayoría de los estudios previos, se analiza el comportamiento del prestatario a lo largo de un período de tiempo comprendido entre los 6 y 24 meses (Thomas, 1999), y se utilizan modelos elección binaria con datos de panel. En este trabajo, en cambio, se calcula la probabilidad de no-pago para cada cliente en base a información limitada a la primera liquidación de la tarjeta de crédito, utilizando un modelo de regresión logística con datos de corte transversal. Esta técnica, aunque está asociada a un mayor error de predicción, tiene la ventaja de permitir una detección más rápida de los clientes riesgosos.

Además se proponen dos nuevas variables como factores explicativos de la calidad crediticia del cliente; éstas son: el canal de comercialización de la tarjeta (ORIG), y el lapso de tiempo transcurrido entre su otorgamiento y la primera operación efectuada (ANSIUS).

En cuanto a los resultados obtenidos, existen algunas diferencias con los estudios anteriores. Black y Morgan (1998), y Dunn y Kim (1999) relacionan el riesgo de no-pago con el nivel educativo, la antigüedad en el trabajo, y el tamaño de la familia del prestatario; en esta tesis no dispone de tal información. Por otra parte, en contraste con los estudios de Dunn y Kim (1999), y Stavins (2000), no se encuentran pruebas de relación entre el estado civil y el sexo del cliente, con su calidad crediticia.

No obstante las discrepancias señaladas, es posible hallar varias similitudes entre los resultados de esta tesis y los obtenidos en trabajos previos.

El hallazgo de una relación negativa entre la edad del cliente y su probabilidad de no-pago, coincide con los resultados presentados por Black y Morgan (1998), Dunn y Kim (1999), y Stavins (2000). Al igual que en los estudios citados, se demuestra que la importancia relativa de esta variable como factor explicativo de la probabilidad de no-pago es baja.

La influencia positiva sobre la probabilidad de no-pago que se adjudica a la variable SAL/LC, encuentra antecedentes en los trabajos de Gross y Souleles (1999), y Dunn y Kim (1999).

Además es posible relacionar el efecto estimado para variable MTOT/ING con los resultados obtenidos por Ausubel (1997), y Black y Morgan (1998); estos autores verifican que el riesgo crediticio aumenta cuando crece el nivel de ingresos comprometidos por la deuda.

También se vincula el riesgo de no-pago con el tipo de operaciones efectuadas por el cliente; este resultado puede relacionarse con las conclusiones de Black y Morgan (1998), quienes asocian algunas operaciones a un mayor riesgo crediticio (préstamos para vacaciones, por ejemplo).

Finalmente, en esta tesis se demuestra que el incumplimiento del pago mínimo al vencimiento de la primera liquidación tiene una fuerte influencia en la determinación de la probabilidad de no-pago. Antes se aclaró que la mayoría de los modelos de *credit scoring* incluyen variables para captar el efecto de atrasos en los pagos exigidos sobre el riesgo de no-pago del crédito (Mester, 1997); por otra parte la dirección e importancia relativa del efecto estimado para esta variable es coherente con las conclusiones de Schreiner (2000).

SECCIÓN VI – CONCLUSIONES

Relación de las variables con la calidad crediticia

Los resultados del análisis efectuado en este trabajo permiten concluir que existe asociación entre la calidad crediticia de los usuarios de una TCR, y algunas de sus características socioeconómicas y patrones de comportamiento durante la primera liquidación.

La calidad crediticia (CC) del cliente se relaciona con su edad (EDAD), la fuente de sus ingresos (FING), la vía de acceso a la tarjeta (ORIG), el tipo de operaciones efectuadas (TOPER), el tiempo transcurrido entre la fecha de alta y la fecha de la primera operación (ANSIUS), el nivel de utilización de la línea de crédito concedida (SAL/LC), la proporción de ingresos comprometidos por las operaciones realizadas (MTOT/ING), y el cumplimiento (o no) con el pago mínimo exigido al vencimiento de la primera liquidación (MORAV).

Peso de las variables sobre la probabilidad de no-pago

De acuerdo a la influencia que ejercen sobre la probabilidad de no-pago, es posible distinguir tres grupos de variables explicativas.

El primer grupo incluye las variables MORAV y MTOT/ING; su efecto sobre la probabilidad de no-pago siempre es importante, independientemente del perfil de cliente analizado.

Es importante aclarar que, aunque el incumplimiento del pago mínimo al vencimiento de la primera liquidación (MORAV=1) siempre ejerce una influencia significativa sobre la probabilidad de no-pago, la magnitud de la misma puede variar considerablemente en función del valor asumido por las restantes variables incluidas en el modelo. Esto permite suponer que, en determinado perfil de cliente (A), la morosidad sólo refleja dificultades circunstanciales para cumplir con el pago exigido en los plazos estipulados; mientras que en otros implica falta de compromiso para cumplir con la devolución del crédito (C).

Por su parte, el efecto estimado para MTOT/ING implica que un nivel de compromiso de ingresos elevado puede ser determinante de incobrabilidad. Este resultado es lógico, teniendo en cuenta que la capacidad de repago de la deuda se ve directamente afectada. Asimismo pone de manifiesto el alto riesgo que supone para la empresa el otorgamiento de préstamos en efectivo y la autorización de compras en cuotas.

En el segundo grupo de variables se encuentran ANSIUS, TOPER, y ORIG; su influencia sobre la probabilidad de no-pago sólo es importante bajo determinadas condiciones:

- Utilizar la tarjeta dentro de los 28 días desde la fecha de alta (ANSIUS=1), reflejaría

urgente necesidad de crédito sólo en clientes morosos, y en no morosos con préstamos y tarjeta tramitada personalmente.

- Solicitar préstamos y/o adelantos (TOPER=1) sería indicio de falta de liquidez sólo para morosos, y no morosos ansiosos que tramitaron la tarjeta en forma personal.
- Obtener la tarjeta mediante un trámite personal (ORIG=1) reflejaría necesidad de crédito sólo en clientes morosos, y en no morosos ansiosos con préstamos o adelantos.

El último grupo incluye las variables SAL/LC y EDAD. Su influencia sobre la probabilidad de no-pago es pequeña, independientemente del valor asumido por el resto de las variables. Cabe destacar, sin embargo, que la magnitud del efecto se acentúa en presencia de alguna de las siguientes condiciones: ansioso, con préstamos y/o adelantos, tarjeta tramitada personalmente, moroso.

Perfil de cliente incobrable

A partir de las variables consideradas es posible construir un perfil de mal cliente, con un riesgo de no-pago estimado en 85,8%. Se define a un cliente incobrable típico como un un moroso, de 35 años, con tarjeta tramitada en forma personal, operaciones dentro de los 28 días desde la fecha de alta, solicitud de préstamos o adelantos de efectivo, utilización de una cuarta parte del límite de compras, y más de tres ingresos mensuales comprometidos.

Predicción de la calidad del prestatario

En función de la probabilidad de no-pago estimada se clasifica a los clientes en incobrables y buenos. Se utiliza como línea de corte una probabilidad de no-pago de 0,5, por ser maximizadora de la proporción total de aciertos. El modelo predice correctamente el 91,2% de las observaciones, y tiene la capacidad de detectar el 47,8% de los casos en que se observa incobrabilidad y el 97,7% de los casos en que no se observa. El principal problema es la posibilidad de predecir que el cliente es bueno, cuando en realidad no lo es. Podría reducirse, aunque a costa de aumentar la probabilidad de predecir incobrable cuando es bueno (Anexo IV). Como se aclaró, este error se debe fundamentalmente al inconveniente de utilizar información limitada a la primera liquidación de la tarjeta de crédito para predecir la calidad crediticia.

Corolario

En primer lugar, los resultados obtenidos en este trabajo pueden contribuir al diseño de la política de créditos de una TCR:

El análisis efectuado sugiere que es necesario establecer un monto límite para las

operaciones de préstamos de dinero en efectivo y consumos en cuotas, en base a los ingresos del usuario. La empresa no debería autorizar operaciones por un monto que comprometa más de cinco ingresos mensuales del cliente.

Adicionalmente, en la evaluación de solicitudes de préstamos y/o adelantos, el prestamista debería considerar la edad del prestatario, el canal a través del cual obtuvo su tarjeta, y la ansiedad en su utilización. Como se demostró, el valor de estas variables incide en el impacto que este tipo de operaciones, tiene sobre la chance de incobrabilidad.

En segundo lugar, los resultados hallados pueden resultar útiles para la formulación de la política de gestión de los créditos otorgados:

Proporcionan un segundo criterio (adicional al registro de la mora) para tomar acciones con el fin de prevenir la incobrabilidad. La empresa de TCR podría redefinir algunas condiciones del crédito concedido al grupo de clientes no morosos, que registran un elevado riesgo de no-pago (bajar el límite de compras, restringir el otorgamiento de préstamos y adelantos, por ejemplo).

Cabe señalar que el valor probabilidad utilizado como línea de corte para la predicción de incobrabilidad debería definirse en función de los objetivos de la empresa. Así, una compañía joven, durante fase de expansión de la actividad macroeconómica; y en el marco de una política de ampliación de la cartera de clientes con el propósito de alcanzar un nivel de masa crítica en la red de usuarios y establecimientos adheridos, podría asumir un mayor riesgo de no predecir correctamente la incobrabilidad. La línea de corte sería superior a la de una empresa que enfrenta graves problemas de morosidad, durante una recesión económica.

Finalmente, el modelo estimado puede ayudar a mejorar la gestión de cobranza de las cuentas que ingresan en mora:

La mayoría de las empresas emisoras de tarjetas de crédito sigue un procedimiento estandarizado para el tratamiento de las cuentas en mora temprana. Éste incluye una primera instancia de notificación de la mora mediante llamados telefónicos y cartas recordatorias e intimatorias, y una segunda etapa de recuperación a través de cobradores. Sin embargo, los resultados de esta investigación sugieren que el procedimiento debería diferir en función de ciertas características del moroso (edad, tipo de operaciones, ingresos comprometidos, etcétera). En el caso de un moroso con perfil de buen cliente (A), se podría extender una fecha de espera para la realización del pago. En contraste, para un moroso con perfil de incobrable (C) podrían acelerarse los plazos de la etapa de notificación, o iniciar en forma inmediata la gestión de recuperación a través de cobradores.

En suma, en este trabajo se demuestra que la utilización de técnicas estadísticas y econométricas (aún en base a información limitada a la primera liquidación), puede mejorar el conocimiento acerca del riesgo crediticio de los usuarios y contribuir tanto al diseño de la política de créditos, como a su gestión y recuperación. Es posible que, a partir de un mejor tratamiento del riesgo, la TCR consiga reducir significativamente el costo de la financiación ofrecida (como se indicó antes, el riesgo es uno de los principales determinantes del costo de financiación en estas empresas). Con condiciones de crédito más favorable, atraerá a usuarios de calidad crediticia superior, y ello contribuirá a mitigar el problema de selección adversa de su cartera de clientes.

GLOSARIO

Bureau de crédito

Base de datos con las historias crediticias de los prestatarios que intervienen en el mercado de crédito.

Cartera de clientes

Distintos grupos de usuarios agrupados según la fecha de cierre de sus liquidaciones mensuales. Las distintas carteras son fijadas por la empresa.

Fecha de alta

Fecha en que la tarjeta de crédito fue habilitada para operar por primera vez.

Fecha de cierre

Es la fecha predeterminada a partir de la cual se procede a la facturación de los consumos realizados en el período inmediato anterior. Las compras realizadas después de esa fecha no son facturadas hasta la próxima fecha de cierre.

Fecha de vencimiento

Fecha tope establecida para abonar el saldo de la cuenta o su pago mínimo.

Gastos

Puede incluir conceptos tales como: cargo por emisión de resumen, intereses por financiación, cargo por adelantos, cargo por préstamos, cargo por exceso de límite de compra, intereses punitivos, impuestos, etc.

Límite de compras

Es el monto en dinero que una cuenta tiene como saldo deudor máximo. Este importe es definido por el Departamento de Análisis Crediticio de la empresa. Está afectado por: compras en un solo pago, cuotas devengadas en el mes de compras en cuotas de períodos anteriores, adelantos de dinero en efectivo, saldos pendientes de pagos. **Si el cliente se excede de este límite, pagará un cargo que resulta de un porcentaje sobre el exceso (cargo por exceso).**

Límite de financiación

Es la parte del saldo deudor, al cierre de un determinado período, cuyo importe puede ser diferido para el período siguiente.

Pago mínimo

Es el monto mínimo para pagar al vencimiento. Permite que la cuenta se mantenga en situación normal, sin incurrir en mora. Generalmente es de un 10% del total de los conceptos financiables, más el total de los conceptos.

Primera liquidación

Es un formulario resumen de las operaciones efectuadas por el tarjetahabiente entre la fecha de su primer movimiento y la fecha de cierre de la cartera en la que está incluido.

Solicitud de adhesión – Aprobada / Rechazada

Toda persona interesada en obtener la tarjeta de crédito debe completar con sus datos personales un formulario especial. También debe documentar: sus ingresos, el pago de servicios o impuestos, etcétera. Si el solicitante cumple con los requisitos estipulados por el Departamento de Análisis Crediticio de la empresa, la solicitud es aprobada y se otorga la tarjeta de crédito. En caso de no cumplir con alguno de los requisitos, la solicitud es rechazada y archivada.

Saldo

Es el monto total a abonar al cierre de la liquidación.

Tarjeta titular y adicional

Titular es la tarjeta que se emite a nombre del cliente que la solicitó. Dicha tarjeta es de uso personal, exclusivo e intransferible. Adicional es el plástico que (a solicitud del titular) se emite a nombre de un tercero, para que éste pueda realizar operaciones con su tarjeta.

ANEXO I – ODDS Y ODDS-RATIO

El *odds* es una forma de representar un riesgo, mediante el cociente entre el número de veces que ocurre un suceso frente a cuántas veces no ocurre (un *odds* de 3 indica que 3 individuos sufrirán el suceso frente a 1 que no lo hará).

El *odds* para el suceso cliente bueno, condicional a que la variable independiente asuma la categoría "0" es A/B. Mientras que el *odds* de cliente bueno, condicional a que la variable independiente asuma la categoría "1" es C/D.

El cociente de los *odds* de ambos grupos (A/B)/(C/D) es lo que se denomina *odds-ratio*, y constituye una forma de cuantificar la relación entre dos variables dicotómicas. Así, si el valor del *odds-ratio* calculado es 2, ello significa que las chances de ser bueno cuando la variable independiente asume la categoría "0" son dos veces más grandes que las chances de ser bueno cuando dicha variable asume la categoría "1". (Cuadro 1)

Cuadro 1. Cálculo del *odds* y *odds-ratio*

	Categorías de variable independiente	
	0	1
Bueno	A	C
Incobrable	B	D

ANEXO II – CUADROS - PRUEBAS ESTADÍSTICAS

Cuadro 1. Prueba Exacta de Fisher para la relación entre CC y SEXO

	Value	df	Asymp. Sig. (2-sided)	Exact Sig. (2-sided)	Exact Sig. (1-sided)
Continuity Correction ^a	1,853 ^b	1	0,173	0,181	0,099
Likelihood Ratio	1,644	1	0,200		
Fisher's Exact Test	1,885	1	0,170		
Linear-by-Linear Association	1,852	1	0,174		
N of Valid Cases	1.550				

a. Computed only for 2x2 table.

b. 0 cells (0,0%) have expected count less than 5. The minimum expected count is 71,64.

Cuadro 2. Prueba t para la diferencia de medias entre CC y EDAD

		Levene's Test for Equality of Variances		t-test for Equality of Means						
		F	Sig.	t	df	Sig. (2-tailed)	Mean Difference	Std. Error Difference	95% Confidence Interval of the Difference	
									Lower	Upper
EDAD	Equal variances assumed	11,982	0,001	3,495	1.548	0,000	3,65	1,04	1,60	5,70
	Equal variances not assumed			3,791	283,532	0,000	3,65	0,96	1,76	5,55

Cuadro 3. Prueba Chi cuadrado de Pearson para la relación entre CC y ESTCIV

	Value	df	Asymp. Sig. (2-sided)
Pearson Chi-Square	4,786 ^a	4	0,310
Likelihood Ratio	4,622	4	0,328
Linear-by-Linear Association	1,409	1	0,235
N of Valid Cases	1.544		

a. 2 cells (20,0%) have expected count less than 5. The minimum expected count is 4,08.

Cuadro 4. Prueba Exacta de Fisher para la relación entre CC y ORIG

	Value	df	Asymp. Sig. (2-sided)	Exact Sig. (2-sided)	Exact Sig. (1-sided)
Continuity Correction ^a	34,755 ^b	1	0,000		
	33,861	1	0,000		
Likelihood Ratio	37,082	1	0,000		
Fisher's Exact Test				0,000	0,000
Linear-by-Linear Association	34,733	1	0,000		
N of Valid Cases	1.550				

a. Computed only for 2x2 table.

b. 0 cells (0,0%) have expected count less than 5. The minimum expected count is 84,61.

Cuadro 5. Odds-ratio para la relación entre CC y ORIG

	Value	95% Confidence Interval	
		Lower	Upper
Odds Ratio for CC (incobrable / bueno)	2,741	1,940	3,874
For cohort ORIG = trámite personal	1,395	1,276	1,524
For cohort ORIG = masivas	0,509	0,392	0,660
N of Valid Cases	1.550		

Cuadro 6. Prueba Chi cuadrado de Pearson para la relación entre CC y FING

	Value	df	Asymp. Sig. (2-sided)
Pearson Chi-Square	12,069 ^a	3	0,007
Likelihood Ratio	12,258	3	0,007
Linear-by-Linear Association	4,491	1	0,034
N of Valid Cases	1.550		

a. 0 cells (0,0%) have expected count less than 5. The minimum expected count is 6,02.

Cuadro 7. Prueba Exacta de Fisher para la relación entre CC y ANSIUS

	Value	df	Asymp. Sig. (2-sided)	Exact Sig. (2-sided)	Exact Sig. (1-sided)
Continuity Correction ^a	118,448 ^b	1	0,000		
	116,814	1	0,000		
Likelihood Ratio	127,769	1	0,000		
Fisher's Exact Test				0,000	0,000
Linear-by-Linear Association	118,371	1	0,000		
N of Valid Cases	1.550				

a. Computed only for 2x2 table.

b. 0 cells (0,0%) have expected count less than 5. The minimum expected count is 98,75.

Cuadro 8. Odds-ratio para la relación entre CC y ANSIUS

	Value	95% Confidence Interval	
		Lower	Upper
Odds Ratio for CC (incobrable / bueno)	7,003	4,729	10,370
For cohort ANSIUS = ansioso	1,946	1,787	2,120
For cohort ANSIUS = paciente	0,278	0,202	0,383
N of Valid Cases	1.550		

Cuadro 9. Prueba Exacta de Fisher para la relación entre CC y TOPER

	Value	df	Asymp. Sig. (2-sided)	Exact Sig. (2-sided)	Exact Sig. (1-sided)
Continuity Correction ^a	168,606 ^b	1	0,000		
	166,533	1	0,000		
Likelihood Ratio	158,140	1	0,000		
Fisher's Exact Test				0,000	0,000
Linear-by-Linear Association	168,498	1	0,000		
N of Valid Cases	1.550				

a. Computed only for 2x2 table.

b. 0 cells (0,0%) have expected count less than 5. The minimum expected count is 66,92.

Cuadro 10. Odds-ratio para la relación entre CC y TOPER

	Value	95% Confidence Interval	
		Lower	Upper
Odds Ratio for CC (incobrable / bueno)	7,294	5,233	10,168
For cohort TOPER = prest-adel-cons	2,705	2,396	3,055
For cohort TOPER = sólo consumos	0,371	0,295	0,466
N of Valid Cases	1.550		

Cuadro 11. Prueba t para la diferencia de medias entre CC y SAL/LC

		Levene's Test for Equality of Variances		t-test for Equality of Means						
		F	Sig.	t	df	Sig. (2-tailed)	Mean Difference	Std. Error Difference	95% Confidence Interval of the Difference	
									Lower	Upper
EDAD	Equal variances assumed	3,829	0,051	3,435	1.548	0,001	4,1181	1,1989	1,7664	6,4699
	Equal variances not assumed			3,230	256,196	0,001	4,1181	1,2750	1,6073	6,6290

Cuadro 12. Prueba t para la diferencia de medias entre CC y MTOT/ING

		Levene's Test for Equality of Variances		t-test for Equality of Means						
		F	Sig.	t	df	Sig. (2-tailed)	Mean Difference	Std. Error Difference	95% Confidence Interval of the Difference	
									Lower	Upper
EDAD	Equal variances assumed	581,622	0,000	-20,08	1.548	0,000	-2,5150	0,1253	-2,7607	-2,2693
	Equal variances not assumed			-9,66	207,159	0,000	-2,5150	0,2603	-3,0282	-2,0018

Cuadro 13. Prueba Exacta de Fisher para la relación entre CC y categoría MTOT/ING

	Value	df	Asymp. Sig. (2-sided)	Exact Sig. (2-sided)	Exact Sig. (1-sided)
Continuity Correction ^a	247,681 ^b	1	0,000		
Likelihood Ratio	242,046	1	0,000		
Fisher's Exact Test	152,302	1	0,000	0,000	0,000
Linear-by-Linear Association	247,522	1	0,000		
N of Valid Cases	1.550				

a. Computed only for 2x2 table.

b. 0 cells (0,0%) have expected count less than 5. The minimum expected count is 23,18.

Cuadro 14. *Odds-ratio* para la relación entre CC y categoría de MTOT/ING

	Value	95% Confidence Interval	
		Lower	Upper
Odds Ratio for CC (incobrable / bueno)	26,088	14,891	45,704
For cohort MORAV = sí	1,335	1,230	1,449
For cohort MORAV = no	0,051	0,031	0,086
N of Valid Cases	1.550		

Cuadro 15. Prueba Exacta de Fisher para la relación entre CC y MORAV

	Value	df	Asymp. Sig. (2-sided)	Exact Sig. (2-sided)	Exact Sig. (1-sided)
Continuity Correction ^a	384,366 ^b	1	0,000		
	379,739	1	0,000		
Likelihood Ratio	263,993	1	0,000		
Fisher's Exact Test				0,000	0,000
Linear-by-Linear Association	384,118	1	0,000		
N of Valid Cases	1.550				

a. Computed only for 2x2 table.

b. 0 cells (0,0%) have expected count less than 5. The minimum expected count is 23,18.

Cuadro 16. *Odds-ratio* para la relación entre CC y MORAV

	Value	95% Confidence Interval	
		Lower	Upper
Odds Ratio for CC (incobrable / bueno)	19,639	13,639	28,280
For cohort MORAV = sí	9,906	7,624	12,872
For cohort MORAV = no	0,504	0,437	0,583
N of Valid Cases	1.550		

ANEXO III – RESULTADOS ECONOMÉTRICOS

Variable FING

Cuadro 1. Coeficientes estimados para la variable fuente de ingresos en el paso 1 (Step1)

	B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)	95,0% C.I. for EXP(B)	
							Lower	Upper
FING			3,360	3	0,339			
FING(1)	0,213	0,313	0,466	1	0,495	1,238	0,671	2,284
FING(2)	0,647	0,549	1,385	1	0,239	1,909	0,650	5,604
FING(3)	0,946	0,584	2,625	1	0,105	2,575	0,820	8,087

Los valores de probabilidad reportados en la sexta columna permiten concluir que los coeficientes estimados no son significativamente distintos de cero, para un nivel de confianza del 95%. Por lo tanto la variable FING es descartada y no forma parte del modelo final.

Medidas de bondad del ajuste

Una primera medida del ajuste de este modelo está dada por el estadístico “Chi-cuadrado del modelo” (Cuadro 2, columna 3). Se refiere a la diferencia entre el valor sin efecto explicativo (modelo que sólo tiene la constante) y el valor que asume el modelo cuando se suman las variables explicativas.

Se contrasta la hipótesis nula de que ninguna de las variables independientes está relacionada con el logaritmo del *odds* de la variable dependiente.

Dado el valor de la probabilidad reportado en la última columna, se rechaza la hipótesis nula y se concluye que el modelo es globalmente significativo, para un nivel de confianza del 99%.

Cuadro 2. Estadístico Chi-cuadrado del modelo

	Model Fitting Information			
	-2 log likelihood	Chi-Square	df	Sig.
Model	1203,489			
Initial -2 log likelihood	752,45	451,344	7	0,000

Una segunda medida acerca de la bondad del ajuste del modelo estimado está dada por la prueba de Hosmer y Lemeshow. Este test divide a los sujetos en deciles basados en la probabilidad predicha, y se calcula un estadístico Chi-cuadrado en base a las frecuencias esperadas y observadas.

Dado el valor de la probabilidad reportado en la última columna del Cuadro 22, no se rechaza la hipótesis nula de que no existen diferencias entre los valores predichos y observados de la variable dependiente.

Por lo tanto el modelo estimado presenta un buen ajuste con un nivel de confianza del 99%.

Cuadro 3. Prueba de Hosmer y Lemeshow

Chi-square	df	Sig.
3,735	8	0,880

Análisis para descartar la existencia de multicolinealidad

En el Cuadro 4 no se detectan fuertes correlaciones (variables continuas) y/o asociaciones (variables nominales) entre las variables independientes.

Cuadro 4. Matriz de correlaciones entre variables independientes

	Constant	EDAD	ORIG(1)	ANSIUS(1)	TOPER(1)	SAL/LC	MTOT/ING	MORAV(1)
Constant	1,000	-0,653	-0,346	-0,268	-0,199	-0,375	-0,095	-0,201
EDAD	-0,653	1,000	-0,061	0,071	-0,104	0,054	-0,019	-0,007
ORIG(1)	-0,346	-0,061	1,000	-0,377	0,070	-0,046	0,171	0,133
ANSIUS(1)	-0,268	0,071	-0,377	1,000	-0,083	0,076	-0,246	-0,001
TOPER(1)	-0,199	-0,104	0,070	-0,083	1,000	0,223	-0,379	-0,129
SALLC	-0,375	0,054	-0,046	0,076	0,223	1,000	0,135	0,118
MTOTING	-0,095	-0,019	0,171	-0,246	-0,379	0,135	1,000	0,014
MORAV	-0,201	-0,007	0,133	-0,001	-0,129	0,118	0,014	1,000

Para descartar la existencia de multicolinealidad, se emplea el diagnóstico Factor de Inflación de la Varianza (VIF, por sus siglas en inglés)¹⁴. El VIF es siempre mayor o igual a 1, y representa el número de veces en que el valor del parámetro estimado es incrementado debido a la existencia de multicolinealidad. Usualmente se considera que la

¹⁴ Se calcula mediante una regresión lineal entre la variable dependiente (CC) y las variables independientes incluidas en el modelo logístico.

multicolinealidad no es un problema cuando el Factor de Inflación de la Varianza es menor a 2,5.

Los valores listados en el Cuadro 5 permiten concluir que no existen problemas de multicolinealidad en el modelo estimado.

Cuadro 5. Factor de Inflación de la Varianza (VIF)

Coefficients ^a		
		VIF
Model 2	(Constant)	
	EDAD	1,015
	ORIG	1,251
	ANSIUS	1,408
	TOPER	1,451
	SAL/LC	1,096
	MTOT/ING	1,487
	MORAV	1,214

a. Dependent Variable: CC

Medidas de diagnóstico. Análisis de outliers.

Cuadro 6. Residuos ajustados^b

Case	Selected Status ^a	Observed	Predicted	Predicted Group	Temporary Variable	
		CC			Resid	ZResid
1353	S	i**	0,025	b	0,975	6,284
1359	S	i**	0,039	b	0,961	4,964
1369	S	i**	0,032	b	0,968	5,486
1370	S	i**	0,012	b	0,988	8,921
1398	S	i**	0,016	b	0,984	7,762
1416	S	i**	0,024	b	0,976	6,349
1427	S	i**	0,043	b	0,957	4,728
1443	S	i**	0,037	b	0,963	5,096
1464	S	i**	0,018	b	0,982	7,314
1465	S	i**	0,043	b	0,957	4,744
1488	S	i**	0,033	b	0,967	5,452
1530	S	i**	0,037	b	0,963	5,137
1546	S	i**	0,041	b	0,959	4,811

a. S = Selected, U = Unselected cases, and ** = Misclassified cases.

b. Cases with studentized residuals greater than 2,500 are listed.

En el Cuadro 6 se listan los casos para los que el modelo produce los mayores residuos ajustados. En el Cuadro 7 se muestran los valores que asumen las variables incluidas en el modelo, para cada uno de estos casos. Se puede apreciar que la mayoría de los clientes se mostró paciente (ANSIUS=0), sólo efectuó operaciones de consumo (TOPER=0), utilizó un pequeño porcentaje de su límite de compras (SAL/LC) y comprometió una baja proporción de sus ingresos (MTOT/ING). Por otra parte ninguno incurrió en mora al vencimiento de la liquidación (MORAV=0).

Cuadro 7. Valores de las variables para los casos con mayores residuos ajustados

CASO	CC	EDAD	ORIG	ANSIUS	TOPER	SAL/LC	MTOT/ING	MORAV
1353	1	37	1	0	0	2,74	0,05	0
1359	1	21	0	0	1	5,90	0,60	0
1369	1	23	0	0	0	33,52	1,61	0
1370	1	34	0	0	0	14,70	0,34	0
1398	1	27	0	0	0	18,11	0,51	0
1416	1	41	1	0	0	6,63	0,10	0
1427	1	56	1	0	1	3,45	0,36	0
1443	1	29	0	0	1	0,00	1,32	0
1464	1	24	0	0	0	16,09	0,76	0
1465	1	64	0	1	1	0,00	2,10	0
1488	1	52	1	0	0	28,80	0,78	0
1530	1	28	1	0	0	8,83	0,33	0
1546	1	45	1	1	0	2,67	0,04	0

ANEXO IV – ERRORES DE PREDICCIÓN EN EL MODELO ESTIMADO

Como ya se advirtió, la determinación del valor límite de probabilidad de no-pago a partir del cual se considera que un cliente es incobrable, es arbitraria y usualmente se lo fija en 0,5 (que para el modelo en cuestión es también el que maximiza la proporción de aciertos).

Pese a esto, hay una tendencia a sobreestimar la proporción de clientes buenos: la probabilidad de predecir que un cliente es bueno cuando en realidad es incobrable (error tipo II) es del 52,2%.

Aunque sería posible reducir este error, ello conllevaría ciertos costos. Para distintos valores del límite de la probabilidad de no-pago estimada, corresponden diferentes proporciones de aciertos y errores. A continuación se presentan los resultados del ejercicio de aumentar progresivamente el valor del límite. (Cuadro 1).

Cuadro 1. Porcentaje de aciertos para distintos valores límite de la probabilidad de no-pago

	Valor límite de la probabilidad de no-pago estimada								
	0,1	0,2	0,3	0,4	0,5	0,6	0,7	0,8	0,9
% de aciertos	79,8%	88,3%	90,4%	91%	91,2%	90,6%	90%	89,4%	88,1%
Error de tipo I	20,1%	8,6%	5,0%	3,4%	2,3%	1,9%	1,3%	0,5%	0,07%
Error de tipo II	20,7%	32,5%	39,9%	45,3%	52,2%	59,1%	67,5%	77,3%	90,6%

El error de tipo I se define como la probabilidad de predecir incobrabilidad cuando no la hay. El error de tipo II es la probabilidad de predecir que un cliente es bueno, cuando en realidad es incobrable.

A medida que aumenta el valor límite de la probabilidad el porcentaje de aciertos primero aumenta y después disminuye. El valor máximo se registra cuando el límite es 0,5. El error tipo I siempre disminuye, mientras que el error tipo II siempre aumenta. Esto revela la existencia de un *trade off* entre uno y otro.

Partiendo de un límite de 0,5, reducir la probabilidad de predecir que el cliente es bueno cuando en realidad es incobrable (error tipo II), implica no sólo aumentar la probabilidad de predecir incobrabilidad cuando no la hay (error tipo I), sino también reducir la proporción de aciertos.

BIBLIOGRAFÍA

AGRESTI, A. An introduction to categorical data analysis. USA, Florida: John Wiley & Sons, Inc.: c1996. 308 p.

ALDANO, R. Se amplió el mercado de tarjetas de crédito [en línea]. En: Mensuario Cardclub. Buenos Aires, N° 86, febrero 2001. [Consulta: 04-Nov-2001]
<http://www.cardclub.org.ar/MainPublicaciones/CardClub_2_01.pdf>

AUSUBEL, L. M. The Failure of Competition in the Credit Card Market [en línea]. Baltimore, Maryland, USA: The American Economic Review, vol. 81, no. 1, March 1991, pp.50-81. [Consulta: 28-Sep-2001] <<http://www.bsos.umd.edu/econ/bankruptcy/aerhigh.pdf>>

AUSUBEL, L. M. Credit card defaults, credit card profits, and bankruptcy [en línea]. Baltimore, Maryland, USA: American Bankruptcy Law Journal, vol. 71, 1997, pp. 249-270. [Consulta: 01-Oct-2001] <<http://www.bsos.umd.edu/econ/bankruptcy/ablj.pdf>>

AUSUBEL, L. M. Adverse selection in the credit card market [en línea]. Baltimore, Maryland, USA: University of Maryland, junio 1999. [Consulta: 28-Sep-2001]
<<http://www.bsos.umd.edu/econ/bankruptcy/adverse.pdf>>

BANCO CENTRAL DE LA REPUBLICA ARGENTINA. 1999. Ley 25.065: "Normas que regulan diversos aspectos vinculados con el sistema de Tarjetas de Crédito, Compra y Débito. Relaciones entre el emisor y titular o usuario y entre el emisor y proveedor. Disposiciones Comunes", noviembre 2001. 9p. [en línea]. [Consulta: 14-Ene-2002]
<http://www.bcra.gov.ar/pdfs/marco/Ley_de_tarjetas_de_Credito.pdf>

BARRON, J. M.; STATEN, M. The value of comprehensive credit reports: lessons from the U.S. experience [en línea]. Washington, USA: Credit Research Center, McDonough School of Business, Georgetown University, 2000. [Consulta: 22-Abr-2002]
<<http://www.privacyalliance.org/resources/staten.pdf>>

BERENSON, M.; LEVINE, D. Estadística para administración y economía: conceptos y aplicaciones. 1ra. ed. en español de la 1ra. en inglés. México, DF: McGraw Hill, c1991. 734 p.

BIRD, E. J.; HAGSTROM, P. A; WILD, R. Credit cards and the poor [en línea]. Milwaukee, Wisconsin, USA: Institute for Research on Poverty, University of Wisconsin, octubre 1997. [Consulta: 13-Nov-2001] <<http://www.ssc.wisc.edu/irp/pubs/dp114897.pdf>>

BLACK, S. E.; MORGAN, D. P. Risk and The Democratization of Credit Cards [en línea]. New York, USA: Federal Reserve Bank of New York, junio 1998. [Consulta: 01-Nov-2001] <http://www.ny.frb.org/rmaghome/rsch_pap/9815.pdf>

COFFMAN, J. Y.; CHANDLER, G. G. Applications of Performance Scoring to Accounts Receivable Management in Consumer Credit. [en línea]. Atlanta, Georgia, USA: Credit Research Center, 1983. [Consulta: 13-Dic-2001] <www.msb.edu/prog/crc/pdf/wp46.pdf>

DUNN, L. F.; KIM, T. An empirical investigation of credit card default [en línea]. Columbus, Ohio, USA: The Ohio State University, agosto 1999. [Consulta: 19-Sep-2001] <<http://economics.sbs.ohio-state.edu/pdf/credit.pdf>>

DURKIN, T. A. Credit cards: use and consumer attitudes, 1970-2000 [en línea]. USA: Federal Reserve Bulletin, Board of Governors of the Federal Reserve System, September 2000, pp.623-634 [Consulta: 16-Sep-2001] <<http://www.federalreserve.gov/pubs/bulletin/2000/00900lead.pdf>>

FERRÁN ARANAZ, M.. SPSS para Windows: programación y análisis estadístico. Madrid: McGraw Hill, 1996.

FRIENDLY, M. Categorical Data Analysis with Graphics [en línea]. York, Canada: Faculty of Pure & Applied Science, Department of Mathematics and Statistics, York University, 1995. "Part 6: Logistic Regression" [Consulta: 06-Feb-2002] <<http://www.math.yorku.ca/SCS/Courses/grcat/grc6.html>>

GARSON, D. Logistic Regression [en línea]. USA: North Carolina State University, 2001. [Consulta: 03-Abr-2002] <<http://www2.chass.ncsu.edu/garson/pa765/logistic.htm>>

GARSON, D. Logistic Regression: SPSS Output [en línea]. USA: North Carolina State University, 2001. [Consulta: 03-Abr-2002] <<http://www2.chass.ncsu.edu/garson/pa765/logispss.htm>>

GRAY, A.; STREATFIELD, P. K.; MCMURRAY, C. Survey Data Analysis: Course Notes. [en línea]. Canberra, Australia: Demography Program, Research School of Social Sciences, The Australian National University, 1998. "Section 6: Introduction to logistic regression". [Consulta: 17-Feb-2002]
<<http://www.demography.anu.edu.au/Courses/DEMO8014/sec06.htm>>

GRAY, A.; STREATFIELD, P. K.; MCMURRAY, C. Survey Data Analysis: Course Notes. [en línea]. Canberra, Australia: Demography Program, Research School of Social Sciences, The Australian National University, 1998. "Section 7: Logistic regression. A more complex example". [Consulta: 17-Feb-2002]
<<http://www.demography.anu.edu.au/Courses/DEMO8014/sec07.htm>>

GREENE, W. Análisis Econométrico. 3ra Edición. Madrid: Prentice Hall, 1999.

GROSS, D. B.; SOULELES N. S. An Empirical Analysis of Personal Bankruptcy and Delinquency [en línea]. Pennsylvania, USA: The Wharton School, University of Pennsylvania, noviembre 1999. [Consulta: 11-Nov-2001]
<<http://www.nber.org/papers/w8409.pdf>>

GROSS, D. B.; SOULELES N. S. Do liquidity constraints and interest rates matter for consumer behavior? Evidence from credit card data [en línea]. Cambridge, Massachussets, USA: National Bureau of Economic Research, junio 2001. [Consulta: 11-Nov-2001] <<http://www.nber.org/papers/w8314.pdf>>

HAMILTON, L. Regression with Graphics: SPSS Textbook Examples [en línea] Los Angeles, California, USA: Academic Technology Services, UCLA, 2001. "Applied Logistic Regression" [Consulta: 15-Feb-2002] <<http://www.ats.ucla.edu/stat/spss/examples.htm>>

JAPELLI, T.; PAGANO, M. Information sharing in credit markets: a survey [en línea]. Salerno, Italia: Università Degli Studi di Salerno, marzo 2000. [Consulta: 25-Abr-2002]
<<http://www.dise.unisa.it/WP/wp36.pdf>>

JAPELLI, T.; PAGANO, M. Information sharing, lending and defaults: cross-country evidence [en línea]. Salerno, Italia: Università Degli Studi di Salerno, mayo 1999. [Consulta: 25-Abr-2002] <http://www.info.gov.hk/hkma/eng/ccra/information_sharing.pdf>

KHALIL, F.; PARIGI, B. M. Screening, monitoring and consumer credit [en línea]. USA: Review of Financial Studies, vol. 10, October 2001, pp. 205-236. [Consulta: 07-Ene-2002] <<http://www.iue.it/FinConsEU/workingpapers/kpfall2001.pdf>>

MARCHIONNI, M. La cobertura de salud en el área metropolitana. Un análisis empírico en base a modelos de elección binaria y multinomial [en línea]. La Plata, Argentina: Departamento de Economía, Facultad de Ciencias Económicas, Universidad Nacional de La Plata. [Consulta: 08-Oct-2001] <<http://www.depeco.econo.unlp.edu.ar/doctrab/doc12.pdf>>

MILLER, R. L.; MEINERS, R. E. Microeconomía. 2da ed. en español. Santa Fe de Bogotá DC: McGraw Hill, 1994. 727p.

MESTER, L. What's the point of credit scoring? [en línea]. Philadelphia, USA: Business Review, Federal Reserve Bank of Philadelphia, September/October 1997, pp. 3-16. [Consulta: 06-Ene-2002] <<http://www.neighborhoodcoalition.org/forum%20bib.pdf>>

PADILLA, J. A.; PAGANO M. Sharing default information as a borrower discipline device [en línea]. Salerno, Italia: Università Degli Studi di Salerno, julio 1999. [Consulta: 15-Jun-2002] <<http://www.dise.unisa.it/WP/wp21.pdf>>

PEÑA SANCHEZ DE RIVERA, D. Estadística: Modelo y Métodos. Fundamentos. 3ra. reimpresión de la 1ra. edición. Madrid: Alianza Editorial, 1989. 402 p.

PÉREZ LÓPEZ, C. Técnicas Estadísticas con SPSS. 1ra. Edición. Madrid: Prentice Hall, 2001. 592 p.

PINDYCK, R. S.; RUBINFELD, D. L. Microeconomía. 4ta Edición. Madrid: Prentice Hall Iberia, 1998. 664 p.

SCHREINER, M. A scoring model of the risk of costly arrears at a microfinance lender in Bolivia [en línea]. St. Louis, USA: Center for Social Development, Washington University, marzo 2000. [Consulta: 29-Dic-2001] <http://www.microfinance.com/English/Papers/Bolivia_Scoring_Arrears.pdf>

STAVINS, J. Credit card borrowing, delinquency, and personal bankruptcy [en línea]. Boston, USA: New England Economic Review, July/August 2000, pp.15-30 [Consulta: 28-Jul-2001] <<http://www.bos.frb.org/economic/neer/neer2000/neer400b.pdf>>

THE UNIVERSITY OF KENTUCKY COMPUTING CENTER. Multicollinearity in logistic regression [en-línea]. Kentucky, USA: University of Kentucky, 2001. [Consulta: 28-Ene-2002]
<www.uky.edu/ComputingCenter/SSTARS/MulticollinearityinLogisticRegression.htm>

THOMAS, L. C. A Survey of Credit and Behavioural Scoring; Forecasting Financial Risk of Lending to Consumers [en línea]. Edinburgh, UK: Department of Business Studies, School of Management, University of Edinburgh, 1999. [Consulta: 10-Ene-2002]
<http://www.bus.ed.ac.uk/working_papers/full_text/crc9902.pdf>

WILLIAMS, R. Avanced Social Statistics [en línea]. USA: University of Notre Dame, 2001. "Logistic Regression, Part I: Problems with the Linear Probability Model (LPM)" [Consulta: 30-Ene-2002] <<http://www.nd.edu/~rwilliam/xsoc593/lectures/l21.pdf>>

WILLIAMS, R. Avanced Social Statistics [en línea]. USA: University of Notre Dame, 2001. "Logistic Regression, Part II: The Logistic Regression Model (LRM) - Interpreting Parameters" [Consulta: 30-Ene-2002]
<<http://www.nd.edu/~rwilliam/xsoc593/lectures/l22.pdf>>

WILLIAMS, R. Avanced Social Statistics [en línea]. USA: University of Notre Dame, 2001. "Logistic Regression, Part III: Hypothesis Testing, Comparisons to OLS" [Consulta: 30-Ene-2002] <<http://www.nd.edu/~rwilliam/xsoc593/lectures/l23.pdf>>

ZYWICKY, T. J. The economics of credit cards [en línea]. USA: Chapman Law Review, Chapman University, vol. 3, 2000, pp. 79-172, [Consulta: 28-Jul-2001]
<<http://www.gmu.edu/departments/law/faculty/papers/docs/00-22.pdf>>