

Ideas innovadoras para una mejor práctica de negocios



Volumen III, Noviembre de 2005

Estrategia Comercial: Formas Indirectas de Discriminación de Precios

Germán Coloma

Pág. 3

Fideicomiso en Argentina: Realidad y Problemática

Francisco Pertierra Cánepa

Pág. 8

Modelo de Comportamiento y Predicción de Incumplimiento Crediticio: el caso de empresas Pyme en Argentina

Bruno Plotnicki

Pág. 15

Simulación Aplicada al Análisis de Proyectos de Inversión- Técnica SAAPI

José Pablo Dapena

Pág. 20



UCEMA



MODELO DE COMPORTAMIENTO Y PREDICCIÓN DE INCUMPLIMIENTO CREDITICIO: EL CASO DE EMPRESAS PYME EN ARGENTINA

Bruno Plotnicki

INTRODUCCIÓN

Los instrumentos financieros en los mercados globalizados se han vuelto cada vez más complejos, creando incertidumbre y exposición dinámica entre contrapartes. Debido a esto, el desarrollo de mecanismos de mejora del análisis de crédito que permitan tomar riesgos de forma más sofisticada y permitan también anticipar potenciales incumplimientos crediticios ("default") de las empresas ha sido una constante en los últimos años.

Los inconvenientes surgen porque el proceso de evaluación de riesgo y asignación de crédito es un ejemplo de decisión hecha en un marco de incertidumbre, que incorpora información asimétrica entre el proveedor de fondos y el cliente. La información asimétrica introduce dos cuestiones básicas que afectan a los proveedores de fondos: la selección adversa (efectuar errores en el proceso de decisión) y el riesgo moral (relacionado con el monitoreo de los deudores).

Cuando a una firma se le dificulta el cumplimiento en el pago del servicio de su deuda, existe lo que se denomina riesgo de "default" o incumplimiento crediticio. Antes de que esto suceda, no existe forma de discriminar sin ambigüedades entre aquellas compañías que entrarán en default y aquellas que no. En el mejor de los casos, sólo se pueden efectuar un análisis probabilístico para calcular la probabilidad de ocurrencia de este fenómeno. Como resultado de ello, los deudores deben pagar a los primeros un spread que incluye una sobretasa de interés proporcional a la probabilidad de incumplimiento para compensar a los acreedores por esta incertidumbre.

La pérdida sufrida por la contraparte en caso de incumplimiento, es generalmente significativa y está altamente relacionada con las particularidades de los convenios y/o arreglos firmados. La pérdida podrá depender de la naturaleza de las obligaciones (garantías, plazo, privilegios, etc.).

Si bien todos los ítems resultan críticos para poder lograr un buen manejo de la administración de cartera de créditos, ninguno de ellos es tan importante o difícil de estimar, como el de probabilidad de default. El objetivo de este artículo se centrará en elaborar un modelo que permita predecir la probabilidad de incumplimiento o default, utilizando información pública.

DESCRIPCIÓN DEL MODELO

Herramienta a utilizar

Para estimar las señales de default para compañías, el modelo requiere operar el perfil de comportamiento normal de las empresas y calcular el desvío de los parámetros diseñados. Estos requisitos llevan a un modelo basado en la correlación más que en la causalidad. El problema para los quienes otorgan crédito es que buscan la resolución de dos cuestiones fundamentales:

- 1) cuál es la probabilidad de incumplimiento
- 2) cuál es la pérdida estimada en caso de default.

La pérdida dado el incumplimiento depende, básicamente, de cuán rápido se actúe y de las garantías que avalan la operación. En consecuencia, el desafío principal para los acreedores es caracterizar anticipadamente la distribución en las probabilidades de incumplimiento de cada deudor, y luego, monitorear la evolución en la calidad de los parámetros para la revisión de potenciales alertas. A los efectos entonces de la medición utilizaré un modelo de regresión múltiple que bajo la técnica de Mínimos Cuadrados Ordinarios buscará determinar la probabilidad que la firma se presente en concurso preventivo en base a ciertas variables explicativas o de conducta que actúan como señales.

ECUACIÓN DEL MODELO

Se ha trabajado con un modelo de probabilidad lineal y el tipo de variables utilizadas son dicotómicas¹.

Variable a ser pronosticada

Y = variable endógena o dependiente, está dada por el concurso preventivo (=1 Si, =0 No).

Variabes explicativas

γ_1 = efectos de inhabilitación en la cuenta corriente

D₁ = 1 Inhabilitación por rechazo de más de cinco cheques (causal sin fondos) y sin posibilidad de rescatarlos.

= 0 Sin inhabilitación, o con menos de cinco cheques rechazados por sin fondos o rescatados.

γ_2 = efectos de Ingreso financieras/bancos categoría C y/o salida bancos categoría A últimos 18 meses.

D₂ = 1 Si se verifica movimiento de bancos.

= 0 Mantiene igual categoría de bancos.

γ_3 = efectos de Aumento / Disminución en la deuda bancaria, últimos 18 meses.

D₃ = 1 Si aumentó/disminuyó en un 20% los compromisos financieros.

= 0 Si aumentó/disminuyó en menos de un 20% los compromisos financieros.

γ_4 = efecto de demandas judiciales

D₄ = 1 Juicio/s como demandado.

= 0 Sin juicios.

γ_5 = efecto de pago de la ART

D₅ = 1 Rescisión por falta de pago.

= 0 Afiliación vigente.

γ_6 = efecto de inhibición por embargos de AFIP

D₆ = 1 Con embargos vigentes.

= 0 Sin embargos vigentes o ya levantados.

Selección de la muestra

Para el diseño del modelo se eligió una muestra inicial de 100 empresas Pymes, y luego para su validación una nueva muestra de 75 empresas, en ambos casos de diferentes industrias a los efectos de tener datos válidos transversalmente. El universo de empresas concursadas (30% en la muestra diseño y 26.67% en la muestra de validación) se tomó entre fines 1999 y fines de 2000, para evitar la información sesgada que se generó a partir de 2001 con el flujo negativo de capitales y la declaración argentina de default a principios de 2002.

APLICACIÓN Y RESULTADOS DE LA REGRESIÓN MÚLTIPLE

Interpretación de los resultados y conclusiones

A continuación se observan los resultados luego de correr el proceso de regresión entre las variables explicativas, y la variable a ser explicada.

Modelo de Regresión por Minimos Cuadrados Ordinarios

Variable	Coefficiente	t-Statistic	Prob.
Constante	0,08422	1,8604	0,06579822
Inhabilitación	0,38195	2,9852	0,003571142
Ingreso/Salida	0,21994	2,0601	0,042009055
Variación Deuda Bancaria	0,09213	1,0322	0,30451524
DemandasJudiciales	0,32014	3,0771	0,002703625
Pago a la ART	0,08530	0,6963	0,487891436
Oficios AFIP	0,49359	4,1812	6,26967E-05
R cuadrado	0,45049		
R cuadrado ajustado	0,41504		
Observaciones:	100		

La segunda columna expone las pendientes, sensibilidades o probabilidades incrementales de que una empresa se presente en concurso preventivo. Por ejemplo, en el caso de la variable predictora "Inhabilitación de Cuenta Corriente", el 0.3819 asociado a γ_1 significa que, si las demás variables permanecen constantes, se espera que la probabilidad de que una empresa haya solicitado su concurso preventivo sea más alta en un nivel de alrededor del 38.19% en el caso de que haya sido inhabilitada, que para aquellas compañías que no registraban inhabilitación en sus cuentas corrientes. De manera similar se interpretan el

¹ Son variables dicotómicas aquellas de estado o cualitativas, que adoptan un valor de X=1 si se produce un evento, o X=0 si el mismo no se verifica

resto de los coeficientes, Con respecto al coeficiente R^2 , el mismo expresa cuanto de los movimientos de la variable explicada es originado por las variables elegidas como explicativas, que en este caso alcanza el 41.50%.

Finalmente, a través del estadístico t observamos que se han encontrado cuatro coeficientes de regresión que son estadísticamente significativos al 5%:

- inhabilitación en cuenta corriente
- entrada/salida de bancos
- demandas judiciales
- oficios por embargos.

lo que significa que existe una relación significativa entre los mismos y la probabilidad que una empresa se presente en concurso preventivo.

VALIDACIÓN DEL MODELO

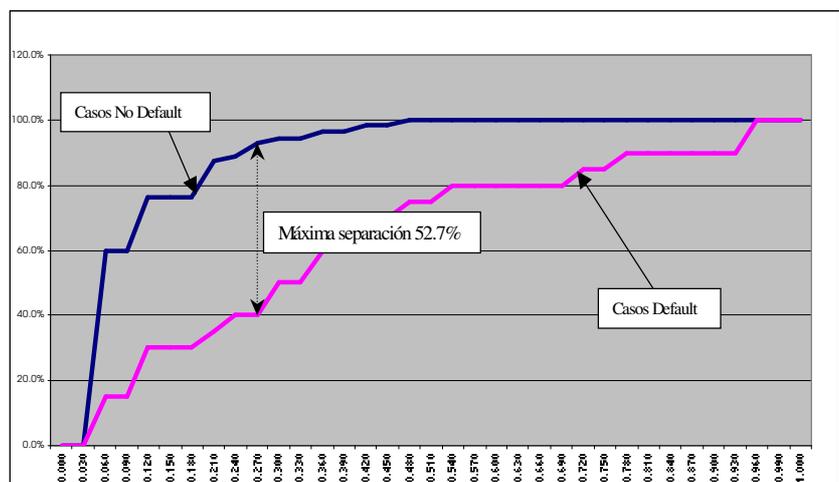
Una medida para evaluar la habilidad del modelo para segmentar entre empresas buenas y malas (con posibilidad de ingresar en default) es el Estadístico Kolmogorov-Smirnoff (K-S) o de Separación. Esta herramienta permite verificar la máxima diferencia entre las distribuciones acumuladas de las cuentas que no entraron en default (ND) comparadas contra las que sí se concursaron (D). El Estadístico se muestra como porcentajes, siendo 100% el mejor desempeño, pues da una idea de completa separación, mientras que 0% evidencia la no-discriminación entre los dos grupos. La siguiente tabla

Categoría	Puntuación (expresado en %)
Mínimo	20%
Bueno	30%
Muy bueno	40%
Excelente	> 45%

exhibe las diferentes puntuaciones para diversas industrias de acuerdo a la aplicación en modelos de scoring para el área de banca minorista.

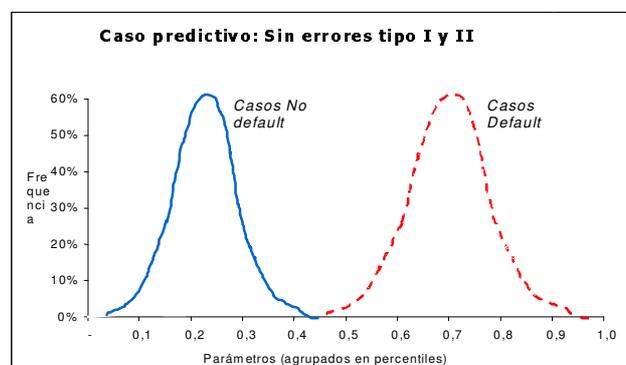
Según lo descripto anteriormente, se tomó una muestra de validación para verificar la efectividad sobre una nueva cartera de empresas y determinar si es posible realizar una segmentación.

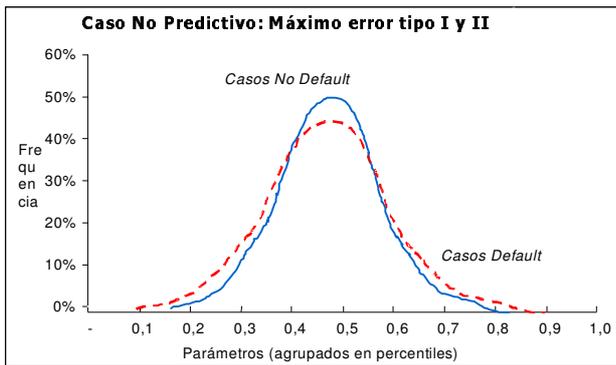
Gráficamente, del Estadístico de Separación se observa que el 92.7% de los casos en default presentan una calificación de 0.27 o menos y sólo el 40.0% de las empresas no concursadas tiene el mismo puntaje. El estadístico K-S (máxima separación) es de 52.7% (92.7%-40.0%). De lo anterior se verifica que el modelo diseñado para la validación está bien por encima de los niveles de aceptación mínimos.



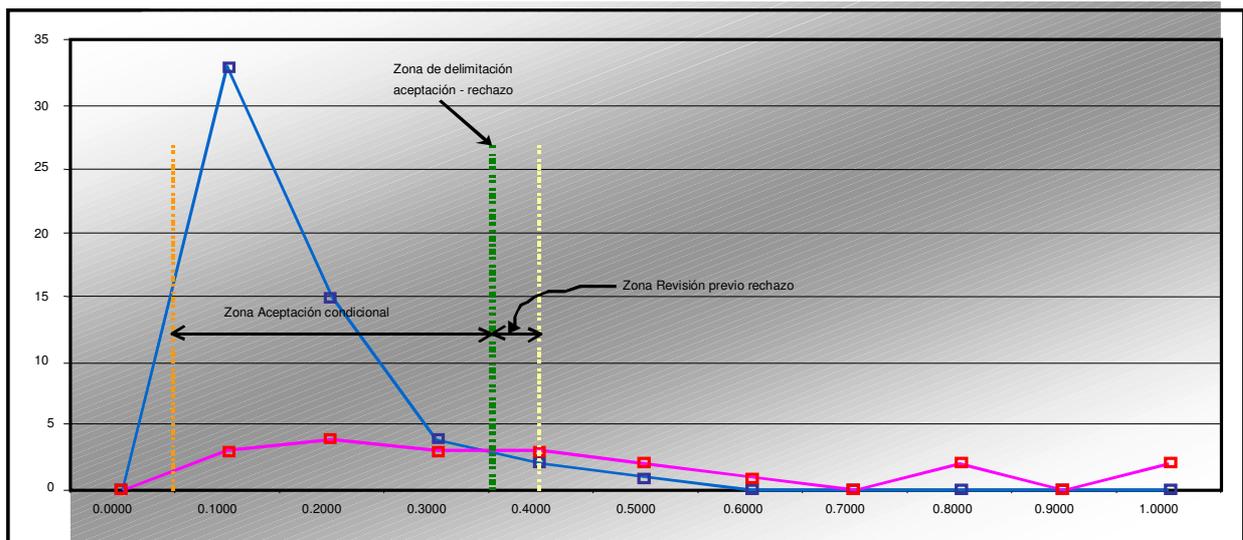
Otro método para estimar y validar la predicción de default es el “Poder Discriminatorio Univariado” (UDP), que consiste en comparar dos histogramas:

- uno para las empresas en default
- otro para las empresas que no entraron en default.





Como se observa en los gráficos anteriores, la potencia predictiva se determina a través de la distancia entre ambas distribuciones. Cuanto más separadas estén las distribuciones de probabilidad, más eficaz es el método para predecir el concurso o default. El siguiente gráfico expone los resultados en términos de distribuciones para los dos grupos:



Asimismo, esta herramienta permite claramente observar las dos formas en que los resultados de la aplicación de las variables estudiadas en el modelo pueden fallar. En principio, dado que no existe ningún factor perfectamente anticipatorio, cierto nivel en el resultado puede indicar bajo riesgo, cuando en realidad, el riesgo es alto. Esto corresponde a las empresas con baja calificación en el modelo diseñado que, sin embargo, se concursan. Se trata de un fenómeno conocido como “Error de tipo I”. Por otro lado, están los casos de firmas que tienen un alto puntaje en la ponderación de parámetros (riesgoso), pero que

no han entrado en default. Este es el “Error de tipo II”.

De acuerdo con este gráfico, las reglas de decisión para fijar los criterios de aceptación o rechazo están dadas por las siguientes categorías:

- **Aceptar:** cuando el límite es igual o inferior a 5%.
- **Aceptación condicional:** entre 5% y 35%.
- **Revisión previa al rechazo:** entre 35% y 40%.
- **Rechazar:** superior al 40%.

Bajo este esquema, se pueden determinar los porcentajes de distribución de las 75 observaciones:

Zona Aceptación	60.0%	Empresas no default
	15.0%	Empresas en default
Zona Aceptación condicional	34.5%	Empresas no default
	35.0%	Empresas en default
Zona Revisión previo rechazo	3.6%	Empresas no default
	10.0%	Empresas en default
Zona Rechazo	1.9%	Empresas no default
	40.0%	Empresas en default

CONSIDERACIONES FINALES

Las conclusiones principales y sus implicancias pueden resumirse en lo siguiente:

- **Una de las principales variables** que explican el modelo es la “Inhabilitación en cuenta corriente”, la cual es un indicador de falta de liquidez (pues la misma surge del rechazo de cheques sin fondos y que no han podido ser rescatados) y de mayor desconfianza en el circuito financiero, por lo cual la empresa debe recurrir a entidades financieras de “tercera línea” cuando las de primer orden retiran su apoyo.
- **Con la utilización de técnicas como K-S** y AR aplicadas a una muestra de validación para generar robustez en el alcance del trabajo y fundamentar que los parámetros elegidos y sus pesos relativos (coeficientes) podían ser aplicados a nuevos casos, se demostró que el modelo aún mantiene su poder predictivo y validez.
- **Mediante la determinación de reglas de decisión**, se observa que aproximadamente el 95% de las empresas no concursadas son aceptadas por el modelo (incluye 35% de aceptación condicional, que podría requerir - por ejemplo – solicitar referencias bancarias y/o comerciales para definir su aceptación definitiva) versus el 50% de las concursadas (en donde sólo 15% corresponde a aceptación sin restricciones). En cambio, el 50% de las empresas en default son rechazadas por el modelo (incluye un 10% de empresas que necesitan ser controladas), frente al 5% de las no concursadas.

Si bien el modelo no resuelve todos los problemas crediticios, al ser complementado con un adecuado análisis del Sistema de Información Gerencial interno, en contextos de aplicación reales no sólo ha fortalecido las conclusiones del modelo sino que sus usos se han extendido, pues:

-Optimiza la toma de decisiones de crédito a través de herramientas estadísticas objetivas de acuerdo a las estrategias y necesidades de cada entidad

-Constituye una guía para agresivos crecimientos (como herramienta de prospect screening)

-Mejora niveles de servicio al cliente apelando a estrategias de riesgo y facilita también, el manejo indirecto de las relaciones con los clientes

-Administra la cartera con seguimiento preventivo y con una visión global del mercado, a la vez que permite cuantificar en una rápida revisión la calidad y performance del portfolio

-Ayuda a los procesos de presupuesto y pronóstico de provisiones

- Reduce costos y mejora la productividad y los tiempos

-Presenta flexibilidad e integración con otros sistemas existentes

Referencias

- Crosbie Peter J. y Bohn Jeffrey R. *Modeling Default Risk*, Moody's KMV. 1993.
- Schönbucher Philipp J. *Credit Risk Modeling and Credit Derivatives*, Tesis doctoral 1999.
- Yamnitsky Michael y Nelson Barry. *Input Modeling Tools for Complex Problems*, Northwestern University. 1998.
- Sobehart J., S. Keenan y R. Stein, *Benchmarking Quantitative Default Risk Models: A Validation Methodology*, elaborado por para Moody's Investors Service. 2000.
- Das Sanjiv, Freed Laurence, Geng Gary y Kapadia Nikunj. *Correlated Default Risk* 2002.
- Chao Lincoln. *Estadística para las Ciencias Administrativas*. Mc Graw Hill. 1993.
- Información pública, proveniente de la empresa de Credit Bureau Nosis (www.nosis.com.ar)