

ESTIMACIÓN DE LAS PROVISIONES ESPERADAS EN UNA INSTITUCIÓN FINANCIERA UTILIZANDO MODELOS LOGIT Y PROBIT

ESTIMATED RESERVES EXPECTED IN A FINANCIAL INSTITUTION USING LOGIT AND PROBIT MODELS

ARMANDO LENIN TÁMARA AYÚS

Economista Universidad de Antioquia. Especialista en Diseño y Evaluación de Proyectos Universidad del Norte. M.Sc. en Finanzas EAFIT. Docente de tiempo completo Universidad de Medellín-Colombia. Correo electrónico: armandolenin@gmail.co

RAÚL ENRIQUE ARISTIZÁBAL VELÁSQUEZ

Administrador de empresas Universidad Pontificia Bolivariana, Especialista en gerencia financiera Universidad Pontificia Bolivariana. M.Sc. en Finanzas EAFIT. Docente de cátedra Universidad EAFIT, UPB, E.I.A, Medellín- Colombia. Correo electrónico: reave1@une.net.co

HERMILSON VELÁSQUEZ CEBALLOS

Doctor en Ciencias Matemáticas, Universidad Politécnica de Valencia. Docente de tiempo completo Universidad EAFIT, Medellín- Colombia. Correo electrónico: evelas@eafit.edu.co

Artículo recibido el 14 de mayo de 2010 y aprobado para su publicación el 2 de noviembre de 2010.

RESUMEN

El presente artículo es uno de los resultados obtenidos en el desarrollo de una tesis de Maestría en Finanzas de la universidad EAFIT. En este se presenta evidencia a favor de la utilización de modelos econométricos para estimar la probabilidad de incumplimiento de un deudor, ya que al utilizar estas estimaciones se obtienen resultados que generan provisiones esperadas de menor cuantía que las predeterminadas por el ente regulador, así como también las estimadas por la entidad financiera.

Palabras clave: Logit, Probit, sistema bancario, árboles de decisión, probabilidad de incumplimiento.

ABSTRACT

This article is one the results in the development of a master thesis in finance from the University EAFIT. This presents evidence for the use of econometric models to estimate the probability of default of a debtor, and that using these estimates to generate the results are expected provisions is smaller than the predetermined by the regulator, as well as those estimated by the financial institution.

Key words: Logit, Probit, probability of default, banking system, decision trees.

Introducción

Toda entidad financiera en desarrollo de su objeto social y para asegurar su buen funcionamiento debe cubrir los diferentes tipos de riesgos (de crédito, de mercado, de liquidez y el operativo), a los que está expuesta, una adecuada administración de estos riesgos conlleva a que se maximicen los niveles de rentabilidad como consecuencia de la minimización de los mismos. Al ser la operación de crédito el mayor generador de ingresos para los bancos¹, es claro que debe tenerse una adecuada medición del riesgo de esta actividad, procurando maximizar su colocación en personas naturales o jurídicas que garanticen minimizar el riesgo en la recuperación de estos recursos.

En los últimos años las técnicas para el otorgamiento y seguimiento de los créditos que realiza el sistema financiero a sus clientes han tenido importantes desarrollos; sin embargo, el objetivo final de medir el riesgo de crédito sigue siendo el mismo: cuantificar anticipadamente las pérdidas potenciales en las que podría incurrir una institución en el otorgamiento del crédito.

De lo anterior, se hace necesario ampliar el concepto de riesgo crediticio para lo cual hacemos uso de la definición planteada por la Superbancaria (Circular externa 011 del 2002, hoy Superfinanciera) donde define el riesgo de crédito como “la probabilidad de que el Banco incurra en pérdidas (no esperadas) y se disminuya el valor de sus activos como consecuencia de que sus deudores fallen en el cumplimiento oportuno o no cumplan con los términos acordados en los contratos de crédito”. En

el caso colombiano, a través de la Superfinanciera con la circular 011 del 2002 se plantean algunos requisitos de manera general donde se establece que: “para llevar una adecuada administración del riesgo crediticio los establecimientos de crédito deberán desarrollar un sistema de administración de riesgo crediticio (SARC)”.

Para las entidades financieras su mayor fortaleza es el conocimiento, administración y gestión de riesgo, no solo de crédito sino de otros riesgos como el operacional, de mercado y aquellos que están inmersos en la operación de las entidades crediticias. No considerar explícitamente este manejo puede generar efectos nocivos no solo en el sistema financiero sino afectando la economía, ya sea la de un país desarrollado o en vía de desarrollo, provocando un efecto dominó tal como el ocurrido recientemente en el mercado norteamericano, que tuvo sus efectos de una u otra forma a nivel mundial, considerando así que el tema de riesgo no es un concepto solo de una entidad o de ámbito local sino que afecta de manera proporcional a todo el sistema internacional.

Antecedentes

A través de la historia se encuentran trabajos relacionados con el riesgo crediticio; uno de los primeros en estudiar el tema fue Altman (1968), quien utilizó el análisis discriminante (AD): es así como se han venido implementando diferentes modelos matemáticos, estadísticos y econométricos que cada vez más logran percibir el comportamiento del deudor en el tiempo. Dichos estudios se pueden ver de forma resumida en la tabla 1.

1 La Superintendencia Bancaria de Colombia determina que los bancos hacen parte de los establecimientos de crédito y que estos: “Son instituciones financieras que tienen por función principal la captación de recursos en cuenta corriente bancaria, así como también la captación de otros depósitos a la vista o a término, con el objeto primordial de realizar operaciones activas de crédito”. Definición publicada en la página oficial del organismo: <http://www.superbancaria.gov.co>

Tabla 1. Estudios a nivel mundial

ALGUNOS ESTUDIOS A NIVEL MUNDIAL					
INVESTIGADOR	AÑO	MODELO	OBJETIVO	VARIABLES	CONCLUSIÓN
Altman	1968	Análisis Discriminante	Estado de quiebra	Balance General Estado de Resultado	El ROA y la razón ventas-activos identifican el estado de bancarrota en las empresas.
Lennox	1999	Logit - Probit - Análisis discriminante	Comparar la capacidad de predicción de los modelos.	Razones financieras	Los modelos Logit y Probit tienen mejor nivel de predicción.
Alves	2004	Análisis de Cointegración	Análisis efectos de las variables macro sobre la probabilidad de incumplimiento.	Macroeconomicas Probabilidad de incumplimiento esperado (PIE)	Las variables macro determinan los valores del estado estacionario de la PIE.
Wong	2005	Análisis de Sensibilidad	Identificar las fuentes de vulnerabilidad estructural (riesgo sistemático).	Macroeconomicas	Las variables macro influyen sobre el riesgo sistemático.
Hoggarth	2005	Modelo VAR	Análisis efectos de las variables macro sobre el indicador de mora.	Macroeconomicas Indicador de mora	Relación negativa entre los cambios de la actividad económica y el indicador de mora.
Koopman y Lucas	2005	Modelos de componentes no observados	Relación entre el incumplimiento y el PIB real y el margen de tasas de interés.	PIB Tasas de interés	Los ciclos del riesgo crediticio coinciden con el ciclo económico de EU.
Ruano - Pardo y Salas - Fumás	2006	Modelo de selección de Heckman	Probabilidad de incumplimiento y sus determinantes	Razones financieras	La probabilidad de incumplimiento se reduce a medida que aumenta el nivel de cobertura, rentabilidad y la liquidez.

Tabla 2. Estudios a nivel nacional

ALGUNOS ESTUDIOS EN COLOMBIA					
INVESTIGADOR	AÑO	MODELO	OBJETIVO	VARIABLES	CONCLUSIÓN
Zapata	2003	Matrices de Transición	Probabilidades de transición para la cartera comercial.	PIB Obligaciones registradas por los bancos.	Las probabilidades de transición y de default son generalmente distintas en cada estado del ciclo.
Amaya	2005	Stress testing	Estimar una relación de largo plazo entre la actividad económica, las tasas de interés, precios de vivienda y los indicadores de mora de cartera hipotecaria y de consumo.	PIB Indicadores de mora	La actividad tiene un efecto significativo sobre los niveles de largo plazo de los indicadores de mora de las dos carteras.
Zamudio	2007	Logit multinomial	Probabilidad de incumplimiento.	Razones financieras	Mayor incumplimiento con niveles de liquidez y rentabilidad bajos.
Gutierrez y Vasquez	2008	Stress testing	Complementar el trabajo de Amaya	PIB Indicadores de mora Tasa de desempleo	Relación negativa entre el indicador de mora de cada cartera y la actividad económica. Y el desempleo es importante en el nivel de largo plazo del indicador de mora.
Gomez	2009	Modelo de duración	Probabilidad de incumplimiento de los créditos de cartera comercial.	Liquidez, Composición de la deuda Tamaño Eficiencia	La liquidez, el tamaño, composición de la deuda y la eficiencia explican la migración de los créditos hacia calificaciones más bajas.
Gomez, Acevedo, García y Zamudio	2009	Matrices de Transición	Probar la validez de los supuestos Markovianos	Edad, PIB, Tasa de interés real, composición de la deuda.	Las matrices de transición pueden ser una herramienta importante para el sistema de administración de riesgo crediticio.
Gomez y Orozco	2009	Matrices de Transición	Estimar con matrices de transición en tiempo homogéneo la cualidad del crédito.	Liquidez, tamaño, costo de oportunidad, composición de la deuda, PIB.	La probabilidad de incumplimiento está asociada a la condición económica del país.

Por otro lado, en Colombia, Zapata en el año 2003 empieza a utilizar las matrices de probabilidades de transición con las cuales muestra la migración de un estado a otro en cuanto a la calificación interna que realizan las entidades financieras con respecto a un deudor. La tabla 2 muestra la trayectoria de estos estudios en el país.

La pérdida esperada

La pérdida esperada puede definirse como el monto de capital que podría perder una institución como resultado de la exposición crediticia en un horizonte de tiempo dado (Wilson & Press, 1978). Por lo tanto, la probabilidad de incumplimiento de un cliente está dada cuando este alcance una altura de mora n , en la cual la institución financiera asume la pérdida del capital. De tal forma que la pérdida esperada se calcula como:

$$PE = PI * S * E$$

PI: Probabilidad de incumplimiento para el período dado.

S: Severidad, es el porcentaje de la cantidad expuesta que la entidad pierde si los deudores incumplen sus obligaciones.

E: Exposición, es el monto de los activos expuestos al incumplimiento en el período definido.

Al aplicar esta definición, las pérdidas esperadas aumentan en función del monto del crédito y de la probabilidad de deterioro asignada a cada activo, por lo tanto, las pérdidas serán menores cuanto más baja sea la severidad. Por otro lado, es de anotar que las provisiones de capital se basan en el resultado obtenido de esta ecuación y son precisamente las reglamentadas por la Superintendencia Financiera.

Marco teórico de los modelos

El proceso de crédito llevado a cabo por una entidad financiera se encuentra soportado en el conocimiento que esta tiene o espera tener del cliente a través de la información que aporta el solicitante, mediante el diligenciamiento de la solicitud de crédito y la entrega de los estados financieros que soportan la actividad generadora de ingresos, su nivel de inversiones, la capacidad de pago y la capacidad de endeudamiento.

Con esta información el banco procede de acuerdo con las políticas que se tienen para su análisis de crédito, identificando variables cualitativas y cuantitativas que permitan tomar una decisión favorable o desfavorable a la solicitud de crédito hecha por el cliente, teniendo en cuenta además de lo mencionado anteriormente su historial de pagos ya sea con la entidad, el sector financiero, el sector real o con otras que considere pertinente la entidad.

Árboles de decisión

Los árboles de decisión (Araya, 1994) son particiones secuenciales del conjunto de datos realizadas para maximizar las diferencias de la variable dependiente o criterio base (Hair, Anderson, Tatham & Black, 1999, p. 718; Román & Lévy, 2003); conllevan, por lo tanto, la división de las observaciones en grupos que difieren respecto a una variable de interés. A la vez este método se caracteriza por desarrollar un proceso de división de forma arborescente.

Es así como mediante diferentes índices y procedimientos estadísticos se determina la partición que produce la mejor discriminación de acuerdo con unos criterios seleccionados; es decir, aquella que permite diferenciar mejor a los distintos

grupos del criterio base obteniéndose de este modo la primera segmentación. A continuación se realizan nuevas segmentaciones de cada uno de los segmentos resultantes y así sucesivamente hasta que el proceso finaliza con alguna norma estadística preestablecida o interrumpido voluntariamente en cualquier momento por el investigador. Además, los criterios descriptores no tienen por qué aparecer en el mismo orden para todos los segmentos, y un criterio puede aparecer más de una vez para un mismo segmento. Al final, enumerando los criterios mediante los que se han llegado a un segmento determinado se obtiene el perfil del mismo.

Modelos Logit y Probit

$$y_i = \begin{cases} 1: \text{El agente } i \text{ incumple con su obligación} \\ 0: \text{El agente } i \text{ cumple con su obligación} \end{cases}$$

Consideremos

$X_{i2}, X_{i3}, \dots, X_{ik}$: Variables asociadas con el agente i .
 X_i : Probabilidad de que el agente i incumpla dadas las características $X_{i2}, X_{i3}, \dots, X_{ik}$

Los modelos utilizados en la investigación corresponden a especificaciones del tipo:

$$\begin{aligned} P_i &= P(y_i = 1 / X_{i2}, X_{i3}, \dots, X_{ik}) = G(\beta_1 + \beta_2 X_{i2} + \dots + \beta_k X_{ik}) = \\ &= G(\beta_1 + \beta_2 X_{i2} + \dots + \beta_k X_{ik}) = G\left(\begin{bmatrix} 1, X_{i2}, \dots, X_{ik} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \beta_1 \\ \beta_2 \\ \vdots \\ \beta_k \end{bmatrix} \right) = \\ &= G(X\beta) \end{aligned}$$

En el caso $P_i = G(X\beta) = \Lambda(XB)$, $G = \Lambda$, : Distribución acumulada logística se tiene el modelo Logit (Maddala, 1983).

Sí $G = \Phi$: Distribución acumulada normal se tiene el modelo Probit.

Para el modelo Logit:

$$P_i = P(y_i = 1 / X_{i2}, X_{i3}, \dots, X_{ik}) = \frac{e^{\beta_1 + \beta_2 X_{i2} + \dots + \beta_k X_{ik}}}{1 + e^{\beta_1 + \beta_2 X_{i2} + \dots + \beta_k X_{ik}}}$$

La información relacionada con la estimación de este tipo de modelos, la inferencia relacionada con ellos, así como también los criterios de selección y las bondades de los modelos se pueden consultar en Maddala (1995).

Serie de Datos

La información utilizada para el caso de estudio corresponde a una muestra de 1.500 clientes con obligaciones en una institución financiera, cada uno de ellos clasificados dentro del portafolio de cartera comercial² a los cuales se les hizo seguimiento durante un período de 12 meses (agosto del 2009 a julio de 2010); para cada uno de ellos la entidad posee registros de las características que los identifica. Entre la información disponible aparece el número de obligación, el valor desembolsado, la fecha de desembolso, la inversión, el tipo de cartera, los activos, los pasivos, los ingresos, la edad, la actividad económica, las garantías y la calificación del deudor acorde con los días de mora que registraba en ese momen-

2 La cartera comercial está dada por la colocación que se hace por parte de la entidad a personas naturales o jurídicas que tienen claramente definida una actividad económica, en que los recursos son utilizados para su proceso de producción, transformación y/o comercialización, y que en ningún caso son considerados como microempresarios.

to. La información comercial reflejada a través de los estados financieros debe ser actualizada mínimamente una vez al año.

Definición de variables

$$Incumplimiento_i = \begin{cases} 1: \text{El agente } i \text{ incumple con su obligación} \\ 0: \text{El agente } i \text{ cumple con su obligación} \end{cases}$$

Las variables seleccionadas consideradas en este estudio fueron:

1. **Actividad_i**: es la actividad desarrollada por la persona *i*. Para el caso nuestro es de suma importancia esta variable porque dada la misión de la entidad, un porcentaje muy alto de sus colocaciones deben estar destinadas a apoyar el sector agropecuario (Agricultura, Caficultura y Ganadería) del país. Esta es una variable *dummy* que hace referencia al tipo de actividad que desarrolla la persona. Es de esperar que el desarrollo favorable de una de estas actividades dentro de la economía del país afecte de manera negativa la probabilidad de incumplimiento.
2. **Edad_i**: es la edad de la persona *i*. Aunque no es una variable que determina la negación o aprobación de una operación de crédito sí es tenida en cuenta dentro del mercado objetivo de la entidad. Por lo tanto, sería de esperar que deudores con una edad madura respondiesen de manera positiva frente a la obligación, a diferencia de aquellos deudores jóvenes que en muchos casos reflejan una inexperiencia financiera.
3. **Ingresos_i**: son los ingresos de la persona *i*. Variable fundamental para poder determinar la capacidad de pago de los deudores; estos deben ser acordes con la actividad dado

que se espera que el compromiso adquirido con la entidad sea atendida con las fuentes de recursos provenientes del desarrollo de su actividad y no de otras diferentes a la misma. Es de esperar que esta variable afecte de manera negativa la probabilidad de incumplimiento de los deudores; es decir, para deudores con altos niveles de ingreso las probabilidades de incumplimiento disminuyen.

4. **Activos_i**: valor estimado de los activos que tiene la persona *i*. A través de esta variable se puede identificar cuál es la base real de respaldo que tienen los clientes del banco ya que son los activos los que reflejan el nivel de inversión y a su vez miden el tamaño o estructura frente al nivel de obligaciones contraídas. Por lo tanto, se debe presentar una relación inversa entre esta variable y la probabilidad de incumplimiento.
5. **Margen operativo_i**: margen operativo de la persona *i*. Indicador que permite evaluar lo que queda de la actividad económica del cliente luego de cubrir los costos y gastos para atender parte del servicio a la deuda, provisión de impuestos y generar utilidades; está dado por la relación de Utilidad Operativa/ Ingresos. Se espera que a mayor margen operativo disminuya la probabilidad de incumplimiento.
6. **Endeudamiento_i**: endeudamiento de la persona *i*. Indicador que refleja la capacidad de maniobra para llevar a cabo inversiones apalancadas que le permitan crecer en su nivel de activos; está dado por la relación pasivo total sobre activo total. Se espera que el nivel de endeudamiento³ esté ligado a las inversiones, las cuales generarán un crecimiento en los ingresos con lo cual la

3 El endeudamiento analizado no debe entenderse como el histórico sino como el incremento generado por la actividad económica desarrollada por el deudor.

relación esperada entre esta variable y la probabilidad de incumplimiento debe ser negativa.

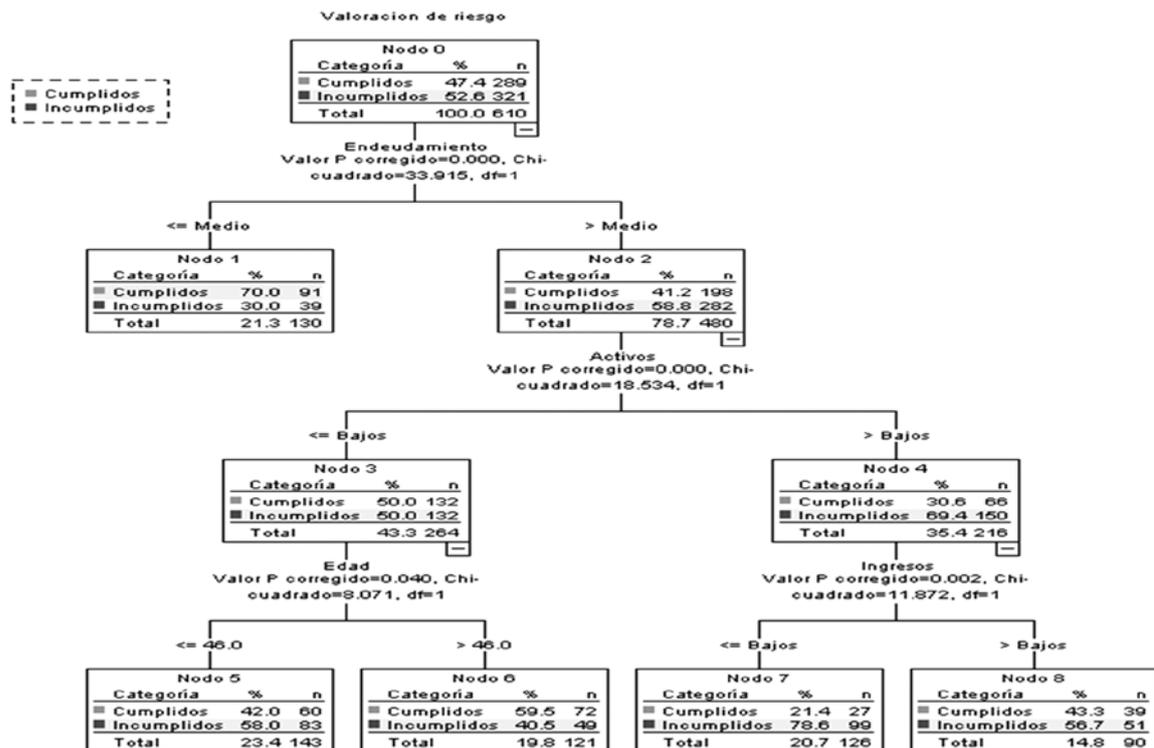
7. **Margen neto_i**: margen neto de la persona i. Indicador que permite evaluar lo que le queda al cliente luego de haber cubierto su costo, gasto, carga financiera y haber realizado su respectiva provisión para pago de impuesto. Se espera que a mayor margen neto disminuya la probabilidad de incumplimiento.
8. **Pasivo/Ingreso_i**: representa qué tanto de los ingresos se destina al pago de la deuda. Es de esperar que entre más alto sea este indicador mayor será la probabilidad de incumplimiento.

Resultados obtenidos

El reporte (ver gráfico 1) permite establecer que las variables endeudamiento, activos, edad, ingresos, resultan relevantes en la explicación del incumplimiento de deudor.

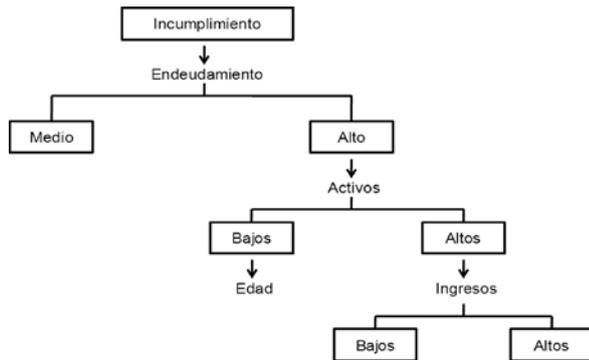
Lo anterior indica que los individuos se pueden agrupar respecto a su nivel de endeudamiento en un nivel medio o alto, con lo cual los activos pasan a tener un papel importante donde se pueden agrupar entre bajos y altos. Es así donde en este punto la edad en conjunto con los ingresos juegan un papel importante, especialmente los ingresos que permiten dividir a los deudores en bajos y altos, tal como se ve en el gráfico 2.

Gráfico 1. Diagrama del árbol para la identificación de las variables relevantes en la explicación de la probabilidad de incumplimiento.



Fuente: cálculos del autor

Grafico 2. Diagrama general del árbol para la identificación de las variables relevantes en la explicación de la probabilidad de incumplimiento.



Fuente: Creación propia de los autores.

Estimación mediante el modelo Probit y Logit

La estimación de los modelos Logit y Probit⁴ (ver tabla 3 y 4) aportan evidencia para establecer que las variables activo, pasivo, y patrimonio⁵, resultan relevantes y todas ellas estadísticamente significativas para explicar el incumplimiento de las obligaciones contraídas por los deudores con la entidad financiera; esto se complementa con indicadores como pasivo/ingreso, pasivo/utilidad operativa, pasivo/utilidad neta y pasivo/activo, los cuales resultaron igualmente significativos y todos estadísticamente significativos.

Se nota también que los signos corresponden con el análisis *a priori*

que de ellos se habían hecho utilizando la teoría financiera, los modelos son globalmente significativos, se obtiene un buen ajuste y un 92% de predicciones correctas. El análisis que realizado de los residuales permite afirmar que los modelos estimados no violaban ninguno de los supuestos teóricos sobre los cuales se fundamentan, entre los cuales se tiene la *homocedasticidad*.

Para el estudio, el aspecto central está relacionado con la utilización de los modelos para estimar las probabilidades de incumplimiento de los individuos de la muestra, esto con el fin de comparar las provisiones que se generan a partir del modelo con las obtenidas mediante la aplicación del modelo de referencia comercial propuesto por el ente de control para las entidades financieras y con las provisiones realizadas por la institución financiera.

Tabla 3. Reporte modelo Logit

Dependent Variable: INCUMPLIMIENTO				
Method: ML - Binary Logit (Quadratic hill climbing)				
Date: 08/22/10 Time: 20:17				
Sample: 1 589				
Included observations: 544				
Convergence achieved after 10 iterations				
Covariance matrix computed using second derivatives				
	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	4.980447	2.459076	2.025332	0.0428
OTRO	0.681339	0.198250	3.436769	0.0006
LOG(ACTIVO)	10.50623	2.852510	3.683154	0.0002
LOG(PASIVO)	0.927589	0.362647	2.557829	0.0105
LOG(PATRIMONIO)	-11.55057	3.090753	-3.737139	0.0002
PASIVO/INGRESO	0.292930	0.163625	1.790257	0.0734
PASIVO/UO	0.123766	0.054402	2.275045	0.0229
PASIVO/UN	-0.105934	0.047224	-2.243228	0.0249
PASIVO/ACTIVO	-23.70750	6.108015	-3.881375	0.0001
Mean dependent var	0.340074	S.D. dependent var	0.474170	
S.E. of regression	0.461794	Akaike info criterion	1.248890	
Sum squared resid	114.0907	Schwarz criterion	1.320012	
Log likelihood	-330.6981	Hannan-Quinn criter.	1.276697	
Restr. log likelihood	-348.7498	Avg. log likelihood	-0.607901	
LR statistic	36.10344	McFadden R-squared	0.051761	
Prob(LR statistic)	0.000017			
Obs with Dep=0	359	Total obs	544	
Obs with Dep=1	185			

Fuente: cálculos del autor

4 La estimación de estos modelos se hizo utilizando una muestra de 589 del as 1.500 que se tenían disponible, esto debido a que con ello se lograba obtener estabilidad en los parámetros.

5 Estas variables son expresadas en logaritmo.

Tabla 4. Reporte modelo Probit

Dependent Variable: INCUMPLIMIENTO				
Method: ML - Binary Probit (Quadratic hill climbing)				
Date: 09/10/10 Time: 20:45				
Sample: 1 589				
Included observations: 544				
Convergence achieved after 10 iterations				
Covariance matrix computed using second derivatives				
Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	2.931501	1.460890	2.006654	0.0448
OTRO	0.413964	0.121123	3.417714	0.0006
LOG(ACTIVO)	6.244899	1.686601	3.702653	0.0002
LOG(PASIVO)	0.528014	0.200100	2.638754	0.0083
LOG(PATRIMONIO)	-6.844972	1.813192	-3.775095	0.0002
PASIVO/INGRESO	0.175863	0.099243	1.772037	0.0764
PASIVO/UO	0.074383	0.033265	2.236108	0.0253
PASIVO/UN	-0.063667	0.028502	-2.233771	0.0255
PASIVO/ACTIVO	-13.95614	3.518908	-3.966043	0.0001
Mean dependent var	0.340074	S.D. dependent var	0.474170	
S.E. of regression	0.461929	Akaike info criterion	1.249370	
Sum squared resid	114.1574	Schwarz criterion	1.320492	
Log likelihood	-330.8285	Hannan-Quinn criter.	1.277176	
Restr. log likelihood	-348.7498	Avg. log likelihood	-0.608141	
LR statistic (8 df)	35.84257	McFadden R-squared	0.051387	
Probability(LR stat)	1.88E-05			
Obs with Dep=0	359	Total obs	544	
Obs with Dep=1	185			

Fuente: cálculos del autor

Con base en los pronósticos obtenidos a partir de los modelos estimados para la probabilidad de incumplimiento, se calcula la pérdida esperada mes a mes para el portafolio de la institución en estudio, cuyo resultado se ve en la tabla 5.

Como se puede notar en el gráfico 3, a medida que transcurren los meses, la diferencia entre el modelo Logit y Probit respecto al planteado por la Superintendencia Financiera de Colombia va disminuyendo, y esto debido a la cancelación de algunas obligaciones o a la normalización de aquellas que estando vencidas son colocadas al día.

La gráfica 3 también muestra cómo el valor provisionado por la entidad es superior al exigido por el ente regulador; esto debido a que en este saldo no

solo está el valor correspondiente a la provisión calculada a través de la probabilidad de incumplimiento, sino también otro porcentaje con respecto al total de la cartera bruta vencida de la entidad, todo con el fin de fortalecerse frente a momentos críticos que puedan darse en el sector. Por otro lado, la provisión esperada calculada a través del modelo de referencia comercial de la Superintendencia Financiera está por debajo del valor establecido por la institución, esto debido a que dicho modelo se plantea de forma general y no recoge el comportamiento específico que tiene cada entidad financiera de acuerdo con su portafolio de servicios.

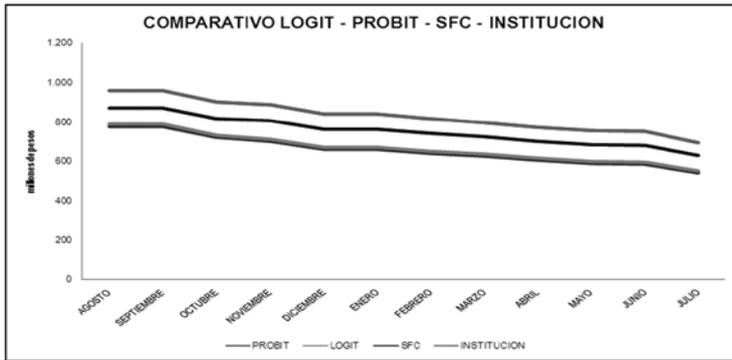
Los modelos Logit y Probit, al ser su naturaleza muy similar, generan resultados parecidos notándose la diferencia entre la provisión de los modelos de la entidad y el ente regulador, la cual se disminuye sustancialmente debido a que los modelos recogen información directa sobre lo que ha ocurrido con los agentes. En general, podemos afirmar que la utilización de

Tabla 5. Valor de la pérdida esperada mensual del portafolio

VALOR DE LA PERDIDA ESPERADA MENSUAL DEL PORTAFOLIO (MILLONES DE PESOS)				
MES	PROBIT	LOGIT	SFC	INSTITUCION
AGOSTO	773.543.480	788.862.987	870.400.153	957.440.169
SEPTIEMBRE	774.570.359	788.090.315	871.577.666	958.735.432
OCTUBRE	719.786.108	732.029.737	818.764.386	900.640.824
NOVIEMBRE	699.261.939	711.122.948	806.944.035	887.638.438
DICIEMBRE	659.998.842	671.285.339	763.744.101	840.118.511
ENERO	659.594.936	670.830.912	764.273.295	840.700.625
FEBRERO	640.216.665	651.023.728	741.837.384	816.021.122
MARZO	625.960.897	636.083.775	723.861.439	796.247.582
ABRIL	604.718.048	614.236.688	701.106.900	771.217.590
MAYO	588.758.511	598.115.181	685.705.738	754.276.312
JUNIO	584.532.843	593.729.986	681.514.077	749.665.485
JULIO	541.752.929	550.669.942	630.293.188	693.322.507

Fuente: cálculos del autor.

Grafico 3. Valor de la pérdida esperada mensual del portafolio



Fuente: cálculos del autor.

modelos se constituye en una alternativa que debe ser considerada para la provisión que realicen las entidades financieras ya que como lo evidencia esta investigación las provisiones estimadas son menores que las exigidas por la Superfinanciera y las de la institución financiera: esto no indica que la entidad financiera deba hacer una valoración de estos modelos para estar acorde con los otros objetivos de crecimiento, permanencia y sostenibilidad de dicha entidad.

Conclusiones

En esta investigación se logró establecer formalmente, utilizando árboles de decisión, que las variables que más influyen sobre el incumplimiento de los agentes económicos son: endeudamiento, activos e ingresos, resultando acorde a lo planteado *a priori* teniendo en cuenta la teoría económica y financiera donde variables como los ingresos, la información financiera se convierten en el soporte fundamental para evaluar la capacidad de pago de los deudores, ya que esto permite a dicha institución tener argumentos para decidir sobre la aceptación o negación de una solicitud así como también la asignación de la calificación del deudor cuando ya esté cuenta con créditos otorgados por la entidad.

En cuanto a la utilización de los modelos Logit y Probit, con los cuales se busca explicar las causas de la probabilidad de incumplimiento de un deudor, se encontró que los signos eran acordes con la teoría y la mayoría de las variables que teóricamente explican el incumplimiento resultaron estadísticamente significativas, lo cual nos aporta evidencia de que ellas resultan fundamentales para el proceso que se lleva a cabo en el análisis de crédito.

Los modelos utilizados permitieron mostrar que con su utilización se genera una asignación de recursos menor que los que hizo la institución financiera y los que prevé el ente regulador. Esto es un aspecto relevante porque deja abierta la posibilidad a cada entidad a recurrir a estos modelos con el objeto de poder disponer de mayores recursos sin incurrir en un mayor riesgo que implique detrimentos patrimoniales.

De acuerdo con el estudio realizado, se encuentra que cualquiera de los modelos desarrollados en el trabajo generaría para la institución un nivel de provisiones menor sin que ello conlleve a un posible detrimento patrimonial. La afirmación anterior está fundamentada en el hecho de que en este caso, al poder disponer de los registros correspondientes a cada deudor en materia de provisiones, se pudieron comparar los resultados del modelo con las provisiones realmente contabilizadas.

Referencias

- Altman, E., R. Haldeman & Narayanan, P. (1977). ZETA Analysis: A New Model to Identify Bankruptcy Risk of Corporations. *Journal of Banking and Finance*.
- Altman, E. (1968). *Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy*. *Journal of Finance*.

- _____. (2000). Predicting financial distress of companies: Revisiting the Z-score and Zeta® models. *Journal of Finance*, 23(4), 589 - 609.
- _____. (2007). *Modeling Credit Risk for SMEs: Evidence from the US market*. Recuperado de http://www.defaultrisk.com/rs_altman_edward.htm
- _____. (2007). *Personal Home Page. Recent Papers and Presentations. Stern School of Business, New York University*. Recuperado de <http://pages.stern.nyu.edu/~ealtman/>
- _____. & Rijken, H. (2005). *The Effects of Rating through the Cycle on Rating Stability, Rating Timeliness and Default Prediction Performance*. Recuperado de http://www.defaultrisk.com/rs_altman_edward.htm
- Amaya, C. (2005). Evaluación del Riesgo de Crédito en el Sistema Financiero Colombiano. *Reporte de Estabilidad Financiera*. Bogotá: Banco de la República.
- Arango, J., Zamudio, N., & Orozco, I. (2005). Riesgo de crédito: un análisis desde las firmas. *Reporte de Estabilidad Financiera*. Bogotá: Banco de la República.
- Araya, R. (1994). *Induction of decision Tree when Examples are Described with Noisy Measurements and with Fuzzy Class Membership*.
- Bangia, A., Diebold, F., Kronimus, A., Schagen, C. & Schuerman, T. (2002). Rating migrations and the business cycle, with application to credit portfolio stress testing. *Journal of banking and finance* 26, 445-474.
- Bhattacharjee, A., Higson, C., Holly, S. & Kattuman, P. (2002). Macroeconomic instability and business exit: determinants of failures and acquisitions of large UK firms. *Working paper, vol. ACCT034*. London: Business Economic School.
- Bunn, P., & Redwoow, V. (2003). Company accounts based modeling of business failures and the implications for financial stability. *Working paper, vol. 210*. Bank of England.
- Cabrer, B., Sancho, A., & Serrano, G. (2001). *Microeconometría y decisión*. Madrid: Pirámide.
- Comité de supervisión bancaria de Basilea. (2004). *Convergencia internacional de medidas y normas de capital*. Basilea (Suiza). Bank for International Settlements (BIS). Recuperado de <http://www.bis.org/dcms/fl.jsp?aid=11&pmid=5&smid=27&dtid=1&y=now>
- Corredor, A. & Pérez, D. (2009). El mercado de crédito comercial y las restricciones de endeudamiento en Colombia. *Reporte de Estabilidad Financiera*. Bogotá: Banco de la República.
- Cox, D. (1972). Regression models and life-tables. *Journal of the Royal Statistical Society Series B* 34, 187 - 220.
- Geroski, P. & Gregg, P. (1997). *Coping with Recession. UK Company Performance in Adversity*. Cambridge: University Press.
- Gómez-González, J.E. (2007). *Three econometric essays in the economics of banking*. Unpublished PhD dissertation. Cornell University.
- _____. & Kiefer, N. (2009). Evidence of non-Markovian Behavior in the process of bank rating migrations. *Cuadernos de Economía Latin American Journal of Economics* 46 (133), 33-50.
- _____., Morales, P., Pineda, F. & Zamudio, N. (2009). An alternative methodology for estimating credit quality transition matrices. *Journal of Risk Management in Financial Institutions* 2, 353-365.
- _____., Orozco, I. & Zamudio N., (2006). Análisis de la probabilidad condicional de incumplimiento de los mayores deudores privados del sistema financiero colombiano. *Reporte de estabilidad financiera*. Bogotá: Banco de la República.
- Greene, W. (2003). *Econometric Analysis* (Fidthed.). Prentice Hall.
- Gutiérrez, J. & Saade, A. (2009). Ciclos del Riesgo de Crédito. *Reporte de Estabilidad Financiera*. Bogotá: Banco de la República.
- _____. & Vásquez, D. (2008). Un Análisis de Cointegración para el Riesgo de Crédito. *Reporte de Estabilidad Financiera*. Bogotá: Banco de la República.
- Herrera, B. (2004). La Supervisión de los bancos y el rol del Comité de Basilea para la Supervisión Bancaria. *Revista Contaduría y Administración* (212), Enero - febrero.
- Jonker, N. (2002). Credit ratings of the banking sector. *De Nederlandsche Bank Research Memorandum* N° 71410236.
- Judge, G., Griffiths, W., Hill, R., Lutkepohl, H. & Lee, T. (1988). *The Introduction to the theory and practice of Econometrics*. 2nd ed. New York: Wiley.
- Kavvathas, D. (2000). Estimating credit rating transition probabilities for corporate bonds. AFA 2001 New Orleans Meetings.
- Kiefer, N. M. (1988). Economic duration data and hazard functions. *Journal of Economic Literature* 26 (2), 646-679.
- Maddala, G. (1983). *Limited dependent and qualitative variables in econometrics*. Cambridge University Press.
- _____. (1993). Specification errors in limited dependent variable models. (En español.) *Cuadernos Económicos de ICE* (55), 185-224.
- _____., Phillips P. & Srinivasan, T. (eds.). (1995). *Specification test in limited dependent variables models*, Blackwell. Oxford. In *Advances in econometrics and quantitative economics: essays in honour of Professor C.R.Rao*, pp. 1-49.

- Martínez, O. & Uribe, J. (2008). Una aproximación dinámica a la medición del riesgo de mercado para los bancos comerciales en Colombia. *Reporte de Estabilidad Financiera*. Bogotá: Banco de la República.
- Muirhead, R. (1982, 2005). *Aspects of Multivariate Statistical Theory*. New Jersey: Jhon Wiley & Sons.
- Nickell, P., Perraudin, W. & Varotto, S. (2000). Stability of ratings transition. *Journal of Banking and Finance* 24 (1-2) 203-227.
- Soley, J. & Rahnama, A. (2004). *Basilea II una nueva forma de relación Banca - Empresa*. Madrid: Mc Graw Hill.
- SuperIntendencia Bancaria de Colombia. (2002). Carta Circular SB 031.
- _____. (2002a). Carta Circular SB 059.
- _____. (2002b). Circular Externa 011 - 2002.
- _____. (1995). Circular Básica Contable y Financiera, Circular Externa 100 de 1995. Capítulo II - Reglas relativas a la gestión del riesgo crediticio.
- Támara, A. & Aristizábal, R. (2010). *Modelación de riesgo crediticio como elemento fundamental en el cálculo de la pérdida esperada en una institución financiera*. Tesis de grado. EAFIT.
- Torres, G. (2005). El acuerdo de Basilea. Estado del arte del SARC en Colombia. *Revista Ad-Minister* (6), Enero - junio.
- Treacy, W. & Carey, M. (2000). Credit risk rating systems at large US Banks. *Journal of Banking and Finance* 24, 167-201.
- Villalba, F. (2005). Implicaciones del Nuevo Acuerdo sobre Normas y Convergencia de Capital (Basilea II) en Colombia. *Revista de Temas Financieros* II (1).
- Wei, J. (2000). *A Multi-Factor, Markov Chain Model for Credit Migrations and Credit Spreads*. Rotman School of Management University of Toronto.
- Weibbach, R., Tschiersch, P. & Lawrenz, C. (2005). *Time homogeneity of time-continuous rating transitions*. Mimeo.
- Yatchew, A. & Griliches, Z. (1985). Specification error in probit models. *The Review of Economics and Statistics*.
- Zamudio, N., (2007). Determinantes de la probabilidad de incumplimiento de las empresas Colombianas. *Borradores de Economía* (466).
- Zapata, A. (2003). Modelando el riesgo de crédito en Colombia: matrices de transición para la cartera comercial. *Apuntes de banca y finanzas* (6). ASOBANCARIA. Bogotá.