



UNIVERSIDAD
PABLO DE
OLAVIDE
SEVILLA



REVISTA DE MÉTODOS CUANTITATIVOS PARA
LA ECONOMÍA Y LA EMPRESA (16). Páginas 200–215.
Diciembre de 2013. ISSN: 1886-516X. D.L: SE-2927-06.
URL: <http://www.upo.es/RevMetCuant/art.php?id=84>

Predicción de quiebras empresariales en economías emergentes: uso de un modelo logístico mixto

CARO, NORMA PATRICIA

Facultad de Ciencias Económicas

Universidad Nacional de Córdoba (Argentina)

Correo electrónico: pacaro@eco.unc.edu.ar

DÍAZ, MARGARITA

Facultad de Ciencias Económicas

Universidad Nacional de Córdoba (Argentina)

Correo electrónico: mdiazlujan@gmail.com

PORPORATO, MARCELA

School of Administrative Studies (SAS)

York University, Toronto (Canadá)

Correo electrónico: porpomar@yorku.ca

RESUMEN

Este trabajo replica y adapta el modelo de Jones y Hensher (2004) a los datos de una economía emergente con el propósito de evaluar su validez externa. Se compara el desempeño del modelo logístico estándar en relación con el modelo logístico mixto para predecir el riesgo de crisis en el periodo 1993-2000, utilizando estados contables de empresas argentinas y ratios definidos en estudios de Altman y Jones y Hensher. Como en estudios anteriores, rentabilidad, rotación, endeudamiento y flujo de fondos operativos explican la probabilidad de crisis financiera. La contribución de esta nueva metodología reduce la tasa de error del tipo I a un 9 %. Se demuestra que el modelo logístico mixto, que tiene en cuenta la heterogeneidad no observada, supera ampliamente el desempeño del modelo logístico estándar.

Palabras clave: modelo logístico mixto; estados contables; ratios financieros; crisis financiera; predicción de quiebra; Argentina.

Clasificación JEL: M4; C4.

MSC2010: 62P25.

Bankruptcy Prediction in Emerging Economies: Use of a Mixed Logistic Model

ABSTRACT

This study is a replication and adaptation of Jones and Hensher (2004) model in an emerging economy with the purpose of testing its eternal validity. It compares the logistic standard model's performance with the logistic mixed model to predict bankruptcy risk of Argentinean companies between 1993-2000 by using financial statements and ratios defined in previous studies by Altman and Jones and Hensher. Similar to previous studies, profitability, asset turnover, debt and cash flow from operations explain financial distress' probability. The main contribution of this new methodology is the important reduction of error type I to the 9 %. This study asserts that the logistic mixed model, that considers the effect of non-observed heterogeneity, significantly improves the performance of the logistic standard model.

Keywords: mixed logistic model; financial statements; accounting ratios; financial distress; bankruptcy prediction; Argentina.

JEL classification: M4; C4.

MSC2010: 62P25.



1. INTRODUCCIÓN

La crisis financiera de las empresas ha sido un tema de preocupación por las importantes consecuencias económicas y sociales que acarrea. La estrecha relación existente entre los indicadores económicos-financieros construidos a partir de los informes financieros de las empresas y su situación futura justifican la construcción de modelos de pronóstico de riesgo de crisis financiera, ya que estos proveen información valiosa y adecuada para el diseño de políticas públicas y privadas que contribuyen a atenuar este fenómeno. Este trabajo se inscribe en el último grupo, que trata de predecir si una empresa entrará en crisis financiera (quiebra) en el futuro próximo valiéndose de los datos públicamente disponibles en los estados contables.

Ante la necesidad de contar con este tipo de modelos, comenzaron a realizarse, en la década de 1960 (Altman, 1968) los primeros estudios. En ellos la metodología seguida se basa en un diseño apareado de muestras no aleatorias y la aplicación de métodos de discriminación lineal y cuadrático. En la década de 1980 aparecen los primeros cuestionamientos al diseño no aleatorio (Ohlson, 1980; Zmijewski, 1984), acompañado de la modelación con regresión logística o modelo probit binarios (Ohlson, 1980; Jones, 1987; Maddala 1991). Una extensión de estos modelos son los de variable respuesta cualitativa multinomial u ordinal (Leclere, 1999). El modelo logístico mixto, que tiene en cuenta la heterogeneidad no observada entre unidades, es uno de los últimos modelos econométricos de elección discreta que ha sido desarrollado (Trian, 2003). Jones y Hensher (2004) demuestran que el modelo logístico mixto supera ampliamente el desempeño del modelo logístico estándar. El uso de datos longitudinales, tiene varios beneficios, tales como que permiten controlar la heterogeneidad no observada entre las unidades de análisis, reducen la multicolinealidad entre las variables y se obtienen estimadores más eficientes (Baltagi, 1995).

En Argentina, se aplicaron varios métodos estadísticos para predecir quiebras en periodos de tiempo considerados estables dadas las condiciones macroeconómicas. Swanson y Tybout (1988), Díaz *et al.* (2001) y Sandin y Porporato (2007) en la década de 1990 emplearon modelos de corte transversal para clasificar empresas según su condición. El objetivo de estos estudios fue determinar si la información disponible en los estados financieros de las empresas que cotizan en la bolsa de Buenos Aires permitía predecir qué empresas tenían mayor probabilidad de presentar una situación de crisis financiera. Concretamente los modelos construidos en base a ratios financieros permitieron predecir la quiebra en un periodo de estabilidad en una economía emergente, como fue el caso de Argentina en la década de 1990. En aquellos modelos los ratios de rentabilidad y solvencia jugaban un rol principal.

Este estudio contribuye a la literatura la aplicación por primera vez de un método avanzado que incorpora la dimensión temporal en el estudio del fenómeno aplicado a una muestra de empresas de una economía emergente. Este modelo utiliza un mínimo de dos y un máximo de cuatro estados contables por cada empresa para estimarlo con un método que

incorpora la correlación inducida por la información longitudinal, esto es, una misma empresa observada en varios años. Específicamente, este trabajo elabora un modelo logístico mixto para predecir el riesgo de crisis en el periodo 1993-2000, utilizando la información contenida en los estados contables de las empresas y los ratios definidos por Altman (1993) y Jones y Hensher (2004), tales como ratios de rentabilidad, rotación, endeudamiento, flujo de fondos generados por las operaciones, nivel de efectivo y capital de trabajo. Este trabajo aplica la misma metodología para cuantificar el efecto de los ratios contables en la crisis financiera de empresas que cotizan en la Bolsa de Valores de Buenos Aires, clasificadas en estado de crisis y sanas; resultando significativos los índices de rentabilidad, de rotación, de endeudamiento y de flujo de fondos operativos. La contribución más notable de la nueva metodología empleada en la estimación es la importante reducción de la tasa de error, en relación con el modelo logístico estándar, arribando a una tasa de error tipo I del 9,26 %; una segunda contribución es reforzar la idea de Jones y Hensher (2004) de superioridad del método inclusive cuando se lo aplica a una economía emergente. El buen desempeño del modelo, permitiría utilizar su expresión para predecir la probabilidad de crisis de empresas no incluidas en el estudio. En este sentido, cabe señalar que una línea de investigación de gran relevancia que ha surgido en los últimos años, es la predicción del valor del efecto aleatorio en unidades no incluidas en el ajuste de un Modelo Mixto. Este término, más la expresión de la componente fija del modelo, permite calcular la probabilidad de fracaso de esas observaciones, en un horizonte temporal cercano al periodo de los datos utilizados en la estimación (Tamura y Giampaoli, 2013).

El resto del trabajo se organiza en cinco secciones además de esta introducción. La segunda sección ofrece una sucinta revisión de la literatura sobre predicción de quiebra; la tercera sección cubre los aspectos fundamentales del entorno macroeconómico de Argentina y su efecto en la calidad de la información reportada en los estados contables. La cuarta sección se enfoca en la metodología donde no solo se explica el modelo empleado sino que también se detalla la selección de la muestra. La quinta sección presenta los resultados y la última sección ofrece las conclusiones del trabajo.

2. REVISIÓN DE LA LITERATURA: MODELOS DE PREDICCIÓN DE QUIEBRA

Siguiendo la evolución histórica de las investigaciones y la aplicación de los diferentes métodos estadísticos, se diferencian dos etapas claves en el desarrollo de los mismos: la etapa descriptiva, alrededor de la década de 1930 y hasta un poco antes de la década de 1960 y la etapa predictiva alrededor que comienza a finales de la década de 1960, la cual llega hasta nuestros días con un importante avance en los métodos cuantitativos aplicados (Tascon y Castaño, 2012). En ambas etapas se emplearon ratios calculados con datos contables, con el objetivo de investigar en qué medida los mismos representan herramientas válidas para el

análisis financiero. En la etapa descriptiva, Fitzpatrick (1932), Winakor y Smith (1935) y Merwim (1942) presentan sus investigaciones con el objetivo de describir las empresas clasificadas en dos grupos (sanas y con falencia), en función del uso de los ratios financieros, lo que constituye un antecedente valioso en esta línea. En la Tabla 1 se sintetiza este primer grupo de investigaciones.

Tabla 1. Etapa descriptiva en los modelos de predicción de crisis

Investigaciones	Empresas de la muestra	Periodo de análisis	Ratios significativos	País de origen de la empresas analizadas
Fitzpatrick (1932)	19 sanas y 19 quebradas	1920-1929	Rentabilidad del patrimonio neto y endeudamiento	Estados Unidos
Winakor y Smith (1935)	183 con dificultades	1922-1931	Liquidez	Estados Unidos
Merwim (1942)	939 entre sanas y quebradas	1926-1936	Liquidez y endeudamiento	Estados Unidos

Fuente: Ibarra (2001, pp. 117)

En la etapa predictiva, Beaver (1966, 1968) y Altman (1968) comienzan a predecir la crisis financiera a través del método discriminante lineal, encontrando que los ratios contables son una fuente apropiada de información para esta cuestión. Favorecido por el avance tecnológico y el uso de técnicas estadísticas avanzadas, Altman fue perfeccionando su modelo de evaluación de riesgos aplicándolo en países desarrollados tales como Alemania, Australia, Francia, Italia, Japón y el Reino Unido, entre otros (Altman, 1993). Con base en estos trabajos, se aplicaron estos modelos en economías emergentes con una serie de limitaciones, como es el hecho de no contar con los balances de las empresas en tiempo real o bien la existencia de otros riesgos que impiden trabajar en forma adecuada con la información financiera. En Latinoamérica se aplicaron estos modelos en Brasil (Altman *et al.*, 1979), Argentina (Swanson y Tybout, 1988), Uruguay (Pascale, 1988), México (Altman *et al.*, 1995), y Perú (Mongrut *et al.*, 2011), entre otros. Desde aquellos años hasta nuestros días son numerosas las aplicaciones de su modelo en diferentes países y periodos de tiempo. Las críticas fundamentales a estos estudios se refieren a la forma de seleccionar la muestra, ya que la misma no es aleatoria; y al uso de metodología de corte transversal, que no es adecuada cuando se tienen datos a través del tiempo. En esta temática también se aplicaron otros modelos basados en el análisis factorial, la regresión logística y redes neuronales (Tascon y Castaño, 2012). Todos estos modelos tienen la característica de ignorar la dependencia de los datos, ya que una misma empresa presenta sus balances al cierre de ejercicio en un periodo de tiempo considerado para el análisis y el efecto empresa hace que se trate de un mismo individuo medido en el tiempo (datos longitudinales).

Fue Train (1986) quien comenzó a presentar nuevos métodos de elección discreta y luego Train (2003) explica el comportamiento de una variable respuesta categórica en función de covariables con fundamento en la Teoría de la Utilidad, la que puede ser expresada como una

función de las distintas alternativas que pueden ser elegidas. Este trabajo se extiende a cualquier tipo de variable respuesta categórica y los objetivos de estos métodos son la especificación del modelo de comportamiento y la estimación de los parámetros, donde la simulación como metodología juega un rol importante en ambos objetivos (Train, 2003). El modelo logístico mixto, que tiene en cuenta la heterogeneidad no observada entre unidades (empresas, en este caso), es uno de los modelos econométricos de elección discreta recientemente desarrollado. Jones y Hensher (2004) demuestran, entre otras cosas, que el modelo logístico mixto supera ampliamente el desempeño del modelo logístico estándar.

Centrando la atención en el contexto argentino, como fruto de investigaciones realizadas con datos de empresas que cotizan sus acciones en dicho mercado, Swanson y Tybout (1988) concluyen que las fluctuaciones en los costos financieros afectan tanto a los resultados reales (negativamente) como al riesgo de quiebra, en relación directa. A su vez, las variables macroeconómicas son muy significativas dentro del proceso de quiebra y la falta de liquidez con la insolvencia podría empeorar el crecimiento de la economía en general.

Varios estudios emplearon datos de empresas argentinas con variados modelos y resultados. Swanson y Tybout (1988) usaron análisis discriminante y luego probit permitiendo así contar con dos métodos para predecir la probabilidad de crisis financiera en Argentina en un periodo donde la inflación era importante. Díaz *et al.* (2001) aplicaron métodos de clasificación supervisada para separar las empresas sanas de las en situación de crisis financiera, este trabajo también introdujo la primera aplicación de regresión logística en empresas argentinas. Sandin y Porporato (2007) emplearon el análisis discriminante y construyeron un nuevo modelo de corte transversal, que comparado con el de Altman obtuvo mejores resultados. La Tabla 2 refleja una síntesis de los trabajos publicados realizados en el mercado argentino.

Tabla 2. Modelos de predicción de crisis financiera en empresas argentinas

Investigación	Muestra y periodo de análisis	Ratios significativos	Metodología	Resultados
Swanson y Tybout, (1988)	No consta la cantidad de empresas 1972 - 1984	Variables macros y ratios de liquidez e insolvencia	Se utilizó análisis discriminante y probit.	Los costos financieros afectan a los resultados reales y al riesgo de quiebra. Una dificultad importante fue la disponibilidad de datos.
Díaz, Ferrero, Díaz, Stimolo y Caro (2001)	25 pares de empresas 1995 - 2000	Índice de liquidez Solvencia Propiedad del activo Pasivo no corriente sobre activo Autofinanciación Inmovilización del activo	Análisis discriminante regularizado, que incluye los casos particulares de análisis discriminante lineal y cuadrático; luego se aplicó regresión logística.	Se determinan dos modelos alternativos como los mejores para clasificar a las empresas en sanas o fallidas. La tasa de error utilizando clasificación cruzada fue del 22%.
Sandin y Porporato (2007)	11 pares de empresas 1991 - 1998	13 ratios clasificados en: - Rentabilidad - Liquidez - Solvencia	Se utiliza análisis discriminante con ratios financieros.	Se obtiene una menor tasa de error un año antes de la quiebra.

3. CONTEXTO DE ARGENTINA EN LA DÉCADA DE 1990¹

Durante la década de 1990 Argentina se embarcó en un programa de reforma macroeconómica enfocado en la desregulación, la estabilización financiera y la liberalización del comercio. El programa resultó en una década de privatizaciones de empresas estatales, aumento del desempleo, presión fiscal, baja inflación y crecimiento sostenido (ver la Tabla 3). Es normal en economías emergentes que después de un periodo de crecimiento se contraiga el nivel de actividad en la economía y hasta se llegue a una recesión, y Argentina no fue una excepción. En Argentina se experimentó una fuerte desaceleración de la economía entre 1998 y 2000, coincidentemente, el pico de quiebras y reorganizaciones preventivas fue observado en el mes de junio de 2001 (<http://ar.datariskglobal.com> consultada el 23 de marzo de 2006). Por ello, este trabajo se enfoca en el periodo de estabilidad, porque el objetivo es proporcionar un modelo de predicción de quiebras que pueda ser aplicado en economías emergentes cuando se toman la mayoría de las decisiones de la inversión. Este estudio se enfoca en la década de 1990 porque el objetivo principal es evaluar si el modelo logístico mixto es superior a los demás modelos que previamente se usaron y cuyos resultados fueron publicados.

Tabla 3: Indicadores de la economía argentina^a

Año	Inflación ^b	PBI ^c en millones de pesos de 1993	Tipo de cambio ^d 1 EE.UU.\$ = pesos
1988	343,0%		
1989	3.079,4%		
1990	2.314,0%		
1991	171,7%		
1992	24,9%		1
1993	10,6%	236	1
1994	4,2%	250	1
1995	3,4%	243	1
1996	0,2%	256	1
1997	0,5%	277	1
1998	0,9%	288	1
1999	-1,2%	278	1
2000	-0,9%	276	1
2001	-1,1%	264	1
2002	25,9	235	3,3625

a. Fuente del cuadro: Sandin y Porporato (2007): 297

b. Índice de Precios al Consumidor, Nivel General, índice base año 1988 = 100. Fuente: INDEC

c. Producto Bruto Interno a precios de mercado de 1993. Fuente: INDEC

d. Tipo de cambio efectivo a partir del 30 de diciembre. Fuente: BCRA

La apertura de la economía argentina y la globalización cambiaron radicalmente el ambiente de negocios argentino durante la década de 1990. Nuevas inversiones, tanto de capitales locales como internacionales, cambiaron el aspecto de la economía local. El mercado

¹ Agradecemos la colaboración de Ariel Sandin y Marcela Porporato en la preparación de esta sección, que comparte elementos similares a su artículo del año 2007.

de capitales comenzó a cambiar su rol de un mercado especulativo a un mercado de fuentes de financiamiento. Esta tendencia se revirtió parcialmente en la década del 2000 con la renacionalización de empresas privatizadas y la contracción de la inversión extranjera. Sin embargo, el efecto sobre la profesionalización de la gestión empresarial se mantuvo (Sandin y Porporato, 2007: 297): *“Las organizaciones locales experimentaron una tendencia hacia una gestión profesional y una separación entre la gestión y la propiedad que resultó en una diversificación de la organización jurídica del negocio, las operaciones y las fuentes de financiamiento”*. La dinámica de la década de 1990 cambió la fisonomía de los estados contables. La gran disminución de la inflación tuvo un efecto muy positivo en los estados financieros ya que desde 1970 hasta 1991 la principal preocupación de los profesionales contables era cómo se debería reflejar la inflación. El enfoque sobre la inflación dio lugar a modelos de valoración híbridos, estudios insuficientes y deformación de numerosas cuestiones contables, pero esto se revirtió a partir del inicio de la década de 1990 y culminó con la profesión contable de Argentina adhiriendo a las IFRS en años más recientes.

Altman (1984) y Swanson y Tybout (1988) concluyeron en sus estudios que los datos financieros de Brasil y Argentina podían proveer información útil para la toma de decisiones. La globalización, la disminución de la inflación y la influencia de las normas internacionales de contabilidad hicieron que los estados contables se volvieran más complejos y de mayor calidad en Argentina a partir de la década de 1990. Esto mejoró el contenido informacional de los estados contables y por consiguiente la utilidad de los ratios financieros como herramientas analíticas. Estos factores hacen que los estados contables de la década de 1990 sean una buena base de datos a utilizar para la investigación de empresas fallidas que cotizan en la Bolsa de Valores de Buenos Aires empleando un nuevo y avanzado método estadístico.

4. METODOLOGÍA

4.1. Selección de la muestra

A los fines de la estimación de la función clasificatoria, las empresas se consideraron según presenten crisis financiera (Código 1) o no presenten (Código 0). En este trabajo las empresas en estado de crisis son aquellas que cotizan sus acciones en ronda reducida², es decir, empresas que están en cesación de pagos y han pedido la apertura de su concurso preventivo, o bien han obtenido pérdidas que absorben parte de sus ganancias o de su capital. La fecha en la que las empresas ingresan a este estado es publicado en los Boletines de la Bolsa de Comercio de Buenos Aires. Para cada una de las empresas en crisis que conforman la muestra, se tomaron entre dos y cuatro estados contables inmediatos anteriores al año de ingreso a rueda reducida. Para las empresas sanas se tomó una muestra incluyendo hasta cuatro balances en el periodo

² Según se define en el Capítulo XIV del Reglamento de la Bolsa de Comercio de Buenos Aires, Argentina.

considerado. De esta forma, para el periodo 1993-2000 la base de datos quedó conformada con los estados contables anuales de 47 empresas, 30 sanas y 17 en crisis, lo que totalizan 150 observaciones. La Tabla 4 ofrece el listado de empresas incluidas en este estudio.

Tabla 4. Empresas y periodos anuales considerados en el análisis

EMPRESAS SANAS		EMPRESAS EN CRISIS	
Empresa	Periodo	Empresa	Periodo
Compañía Industrial Cervecera S.A.	1993-96	Grafex S.A.	1993-96
Boldt. S.A.	1993-96	Alpargatas S.A.	1994-97
Grimoldi S.A.	1994-97	Gottuzzo S.A.I.y C	1993-95
García Reguera S.A.	1993-95	Bonafide S.A.	1993-94
Cinz S.A.	1993-94	Panizza S.A.	1993-95
Midland Comercial S.A.	1993-96	Casa América S.A.	1993-94
Importadora y Exportadora de la Patagonia S.A.	1993-94	Decker Indelqui S.A.	1993-95
Tecnometal S.A.	1993-95	Ind. Siderúrgicas Grassi S.A.	1993-94
Antonio Griego y Cía S.A.	1993-94	Hidroeléctrica Alicurá S.A.	1995-98
Electromac S.A.	1993-94	A.C.E.C. Argentina S.A.I	1993-95
Bodegas Esmeralda S.A.	1993-95	Neroli S.A.	1993-94
Astra Cía Argentina de petróleo S.A.	1993-95	Solvay Indupa S.A.	1993-95
Angel Estrada y Cía S.A.	1994-97	Massuh S.A.	1994-97
Renault Argentina S.A.	1996-98	Sevel S.A.	1995-98
Dycasa S.A.	1993-96	S.A. Protto Hnos	1993-96
Disco S.A.	1993-95	Buenos Aires Emboelladora S.A.	1993-95
Leyden S.A.	1993-96	P. Galimberti y Cía S.A.	1993-96
Ediar S.A. Editora	1993-96		
Inta Industria Textil Argentina S.A.	1993-95		
Sniafa S.A.	1993-95		
Bagley S.A.	1993-94		
Bgh S.A.	1993-94		
Acindar S.A.	1993-94		
Central Costanera S.A.	1995-98		
Central Puerto S.A.	1995-98		
Empresa Distribuidora Sur S.A.	1995-98		
Carbochlor S.A.	1993-95		
Celulosa Argentina S.A.	1994-97		
Mirgor S.A.	1994-96		
Caputto S.A.	1993-96		

4.2. Selección de covariables

Se partió considerando un total de trece ratios, tal como los definieron los trabajos de Jones y Hensher (2004) y Altman (1993). Algunos de los ratios requerían contar con datos de los que la normativa contable de Argentina no obliga informar, por lo que no fue posible replicarlos. Varios modelos fueron intentados y en todos aquellos que mostraban resultados promisorios contaban en mayor o menor medida con seis covariables. La Tabla 5 presenta los ratios seleccionados para presentar los resultados en este trabajo. Dichos ratios se calcularon en base a la información contenida en los estados contables anuales publicados por la Bolsa de Buenos Aires.

Tabla 5. Covariables: ratios financieros

Etiqueta	Ratio	Definición
FF_AT	Flujo de fondos originado por las operaciones dividido por el activo total	Mide la posición de efectivo respecto al total de los recursos de la empresa.
E_AT	Activos líquidos (o recursos de efectivo) divididos por el activo total	Mide la proporción de los recursos más líquidos de la empresa sobre el total de sus recursos.
V_AT	Ventas divididas por el activo total	Es el coeficiente que mide cuántas veces el activo total gira en las ventas totales (rotación).
D_PN	Deudas divididas por el patrimonio neto	Medida del endeudamiento de la empresa.
CT_AT	Capital de trabajo dividido sobre el activo total	Expresa el grado de fluidez de los activos e indica en qué medida la inmovilización del activo total resulta neutralizada por el capital de trabajo.
GE_AT	Ganancia antes de intereses e impuestos dividido por el activo total	Mide la rentabilidad en función de las ganancias de la explotación.

4.3. Modelos de respuesta binaria: logístico estándar

En este trabajo se aplica un modelo donde la variable respuesta es la variable binaria que indica el grupo al que pertenece la empresa (en crisis = 1 y sanas = 0) y las variables predictoras son indicadores económico-financieros y características de la empresa. Los problemas con respuesta dicotómica son modelados usualmente a través de regresión logística, donde la probabilidad de que la variable respuesta (y_i) asuma el valor 1, suponiendo solo una covariable (x_i) en el predictor lineal, es:

$$\Pr(y_i = 1 / x_i) = h(\beta_1 + \beta_2 x_i) = h(z_i) \quad i = (1, 2, \dots, n),$$

siendo la transformación logit:

$$\log \text{it} \{ \Pr(y_i = 1 / \mathbf{x}_i) \} = \ln \left\{ \frac{\Pr(y_i = 1 / \mathbf{x}_i)}{1 - \Pr(y_i = 1 / \mathbf{x}_i)} \right\} = z_i.$$

El modelo logístico clásico supone que las respuestas son independientes dadas las covariables, por lo que resulta apropiado cuando los datos no tienen ningún tipo de agrupamiento. Este requisito no se cumple en este trabajo, ya que la estructura de los datos introduce dependencia en las respuestas múltiples dentro de cada unidad, aún condicionando sobre las covariables. Por esta razón, en este trabajo se utiliza un modelo logístico mixto, en el que la referida asociación puede ser modelada al incorporar la ordenada al origen y un coeficiente aleatorio (Rabe-Hesketh y Skrondal, 2005).

4.4. Modelos de respuesta binaria: logístico mixto

El Modelo Marginal, también apropiado para datos agregados, tiene algunas limitaciones comparado con el enfoque de modelos de efectos aleatorios. Ningún *insight* es logrado en relación a las trayectorias (temporal) de cambios individuales, lo que sí es conseguido con los

modelos mixtos. En efecto, la información agregada no es explotada en absoluto, ya que la estimación procede como si los datos se presentaran de manera transversal, incorporando la autocorrelación en la matriz de covarianzas del error. Por ello, se les reconoce el hecho de producir inferencias válidas para los efectos promedios poblacionales siempre que el modelo de posición esté correctamente especificado, aún en el caso de que la estructura de dependencia no sea la correcta. Complementariamente, es evidente que los procesos causales operan necesariamente al nivel de empresa, de manera tal que sus efectos específicos (*subject-specific*) deben ser estimados para hacer inferencias válidas.

El modelo particular que se aplica en esta situación es un modelo logístico mixto con un coeficiente aleatorio en el predictor lineal, cuya formulación es la siguiente:

$$y_{ij} / \pi_{ij} \sim \text{Bernoulli}(\pi_{ij})$$

$$\text{logit}(\pi_{ij}) = \beta_0 + (\beta_1 + b_{1j})FF_AT_{ij} + \beta_2GE_AT_{ij} + \beta_3E_AT_{ij} + \beta_4V_AT_{ij} + \beta_5D_PN_{ij} + \beta_6LNA_{ij} + \beta_7CT_AT_{ij}$$

donde:

$$\pi_{ij} = P(y_{ij} = 1 / \mathbf{x}_{ij}, b_j);$$

$$b_{1j} / \mathbf{x}_{ij} \sim N(0, d_{11});$$

β_k : son los coeficientes de cada una de las covariables descritas en la Tabla 4;

b_j : efecto aleatorio;

d_{11} : varianza del efecto aleatorio.

El modelo fue ajustado por máxima verosimilitud, integrando sobre el efecto aleatorio, que se supone con distribución normal. Debido a que no están disponibles expresiones analíticas para resolverla, son necesarias aproximaciones numéricas, entre ellas la de Gauss-Hermite. Se trabajó con la rutina NLMIXED del software SAS. El efecto aleatorio es predicho por postestimación y en función de dichas predicciones se evalúa el modelo, a fin de determinar si las empresas son correctamente clasificadas en el estado correspondiente.

5. RESULTADOS

5.1. Estimación de parámetros en el modelo logístico mixto

En el modelo estimado se incluyeron como fijos todos los ratios y como aleatorio el índice de flujo de fondos generado por las operaciones respecto al activo total (FF_AT), resultando significativa la varianza. El nivel de significación utilizado para realizar las estimaciones es del 5 %. Los resultados para los efectos fijos se presentan en la Tabla 6, donde se advierte que los ratios de rentabilidad (GE_AT), de rotación (V_AT) y de endeudamiento (D_PN) son significativos. El signo positivo del coeficiente de D_PN indica que un incremento en las deudas aumenta la chance de crisis; en tanto que para los restantes ratios, que tienen signo negativo, su incremento producirá una disminución en la probabilidad de crisis. Efectuando un

ordenamiento de los ratios según su capacidad discriminadora, en primer lugar se posiciona el índice que mide rentabilidad (GE_AT), ya que como lo refleja el *odd ratio* de 0,905, por cada incremento unitario de los ratios, disminuirá la chance de ingresar a una situación de crisis en un 10 %. En segundo lugar, el ratio de ventas (V_AT), cuyo *odd ratio* (0,975) indica que un incremento unitario disminuirá esa chance en aproximadamente un 2,5%. Por último se ubica el índice que mide el endeudamiento (D_PN), al que le corresponde un *odd ratio* de 1,014, lo que indica que por cada unidad que aumenta el ratio, la chance de ingresar a un estado de crisis se incrementa en casi un 1,5%.

Tabla 6. Parámetros fijos y aleatorios estimados

Efectos fijos	Coefficiente	Error estándar	P > z	Odd ratios variables significativas
GE_AT	-0,09980	0,04467	0,025	0,905
FF_AT	-0,07936	0,07744	0,305	
E_AT	-0,06376	0,06428	0,321	
V_AT	-0,02485	0,01128	0,028	0,975
D_Pn	0,01365	0,006502	0,036	1,014
CT_AT	0,01955	0,03240	0,546	
Constante	0,1021	0,7121	0,886	
Efecto aleatorio	Varianza	Error estándar	LR test vs. regresión logística Pr (chibar2)	
FF_AT	0,1881	0,1866	0,000	

5.2. Validación del modelo

Como se mencionó en la Sección 4.1, se trabajó con todas las empresas en crisis (17) y una muestra de 30 empresas sanas. Si bien la cantidad de empresas consideradas no es grande en el contexto de estudios anglosajones, para las circunstancias de Argentina se puede calificar como una muestra muy representativa. A finales de la década de 1990 cotizaban en la bolsa de Buenos Aires un total de 137 firmas, pero si se excluyen las entidades financieras y de seguros, el número cae por debajo de 100. Lo que *a priori* conforma un reducido tamaño de la muestra, originado en la baja cantidad de empresas que cotizan en bolsa que ingresaron a rueda reducida en el periodo bajo análisis, en realidad no lo es tal, ya que el total de 45 empresas consideradas en este estudio representa casi el 50 % de la población total y el 100 % de la población de empresas en crisis financiera. Esta limitación también está presente en estudios anteriores enfocados en el mercado argentino que trabajaron con 50 (Diaz *et al.*, 2001) o 22 empresas (Sandin y Porporato, 2007). Además, lo que en principio constituiría una limitación en la estimación del modelo, es atenuada a través de la consideración de varios periodos para cada empresa.

La capacidad predictiva del modelo puede ser derivada obteniendo la probabilidad estimada de crisis para cada una de las firmas calculando la tasa de clasificación incorrecta (tasa de error). Una estimación insesgada de esta tasa se obtiene trabajando con el método de validación cruzada, que calcula la proporción de errores que se cometen, usando una función

que omita una observación por vez del conjunto de datos y clasificando la observación omitida. En este trabajo, dada la complejidad del modelo, se clasifican las empresas con la función obtenida para el total de la muestra, llegando a la denominada tasa aparente, que subestima la verdadera tasa de error. Para obtener la probabilidad estimada de crisis, se debe obtener el valor de la siguiente expresión para cada empresa en cada año:

$$\hat{\pi}_{ij} \cong \frac{\exp \left[\begin{array}{c} \hat{\beta}_0 + (\hat{\beta}_1 + \tilde{b}_{1j}) FF_AT_{ij} + \hat{\beta}_2 GE_AT_{ij} + \hat{\beta}_3 E_AT_{ij} \\ \hat{\beta}_4 V_AT_{ij} + \hat{\beta}_5 D_PN_{ij} + \hat{\beta}_6 LNA_{ij} + \hat{\beta}_7 CT_AT_{ij} \end{array} \right]}{1 + \exp \left[\begin{array}{c} \hat{\beta}_0 + (\hat{\beta}_1 + \tilde{b}_{1j}) FF_AT_{ij} + \hat{\beta}_2 GE_AT_{ij} + \hat{\beta}_3 E_AT_{ij} \\ \hat{\beta}_4 V_AT_{ij} + \hat{\beta}_5 D_PN_{ij} + \hat{\beta}_6 LNA_{ij} + \hat{\beta}_7 CT_AT_{ij} \end{array} \right]}$$

Como se advierte en la expresión anterior, además de las estimaciones de los coeficientes fijos, se debe contar con la predicción del efecto aleatorio para cada observación. Una vez obtenida la probabilidad, el paso siguiente fue asignar cada observación a uno de los dos grupos bajo análisis. El buen desempeño del modelo se evidencia en la correcta asignación del 91 % de las empresas al grupo de pertenencia para todos los periodos observados *versus* el 74,67 % del logístico estándar (Tabla 7). Adicionalmente, se advierte que solo el 9,26 % de las empresas del grupo de riesgo son mal clasificadas, lo que constituye un error tipo I significativamente menor al resultante de aplicar el modelo logístico estándar (48,15 %), en tanto que la tasa de clasificar empresas sanas como en crisis, error tipo II, es del 7,29 % para el modelo logístico mixto *versus* el 12,50 % para el logístico estándar.

Tabla 7. Tasas de clasificación incorrecta (errores tipos I y II)

		Empresas clasificadas según el modelo logístico estándar		Empresas clasificadas según el modelo logístico mixto	
		Sanas	En crisis	Sanas	En crisis
Empresas en la muestra	Sanas	87,50 %	12,50 %	92,71 %	7,29 %
	En crisis	48,15 %	51,85 %	9,26 %	90,74 %

6. CONCLUSIÓN

En este trabajo se analizaron los efectos de seis ratios contables en la probabilidad que tienen las empresas de presentar crisis financieras en Argentina en la década de 1990, usando un modelo logístico mixto con un coeficiente aleatorio. Los resultados indican que los ratios más importantes en cuanto a capacidad discriminadora son los que miden rentabilidad, rotación del activo y endeudamiento de la empresa.

Desde la década de 1960, se han desarrollado diferentes estudios para predecir crisis financieras de empresas, aplicando diversos modelos sobre la información que proporcionan los

ratios financieros, correspondiendo la mayoría para países desarrollados. En Argentina, la mayoría de los trabajos desarrollados hasta el momento para cuantificar la incidencia de ratios financieros en la crisis empresarial aplican modelos de corte transversal (Swanson y Tybout, 1988; Díaz *et al.*, 2001; Sandin y Porporato, 2007), por lo que la construcción de modelos para datos de panel resulta pertinente en tanto incorporan la dimensión temporal en el estudio.

Los modelos usualmente empleados para predecir crisis financieras son el discriminante lineal y el modelo logístico. El segundo permite levantar la normalidad, un supuesto clave que se mantiene es la independencia entre las observaciones, lo que afecta la variabilidad de las estimaciones. Por otro lado, varias mediciones de las mismas unidades permiten captar su heterogeneidad no observable induciendo correlación entre las respuestas, siendo necesario trabajar con modelos que incorporen esa correlación. Esto puede realizarse desde un enfoque promedio poblacional (modelo marginal) o desde los modelos de efectos aleatorios, también denominados mixtos, en los que la asociación puede ser modelada incluyendo ordenada al origen o coeficientes aleatorios (Rabe-Hesketh y Skrondal, 2005).

A partir del desarrollo de los modelos econométricos de elección discreta (Train, 2003), se han realizado numerosos trabajos que utilizan el modelo logístico en sus versiones binaria y multinomial. Entre los trabajos recientes más significativos, puede señalarse el de Jones y Hensher (2004), en el que prueban que el modelo logístico mixto supera ampliamente el desempeño del modelo logístico estándar, resultado que se manifiesta también en este estudio. Este artículo ha sido tomado como referencia para el desarrollo de este trabajo, ya que se incluyeron cinco ratios de los que proponen esos autores, que pudieron calcularse con la información contenida en los estados contables de empresas argentinas, de los cuales tres resultaron significativos: FF_AT (aleatorio), V_AT y D_PN (ambos fijos). El otro índice con coeficiente significativo es el de rentabilidad, GE_AT, el cual es referido en varios trabajos de Altman así como en el de Sandin y Porporato (2007) para el caso de Argentina.

Este trabajo reconoce algunas limitaciones. Si bien se trabajó con todas las empresas en crisis (17) y una muestra de 30 empresas sanas, el tamaño de la muestra es reducido, lo que redundaría en un sobreajuste de los datos. Esta limitación en la estimación del modelo es atenuada a través de la consideración de varios periodos para cada empresa. Segundo, a pesar de intentar ser una réplica del trabajo de Jones y Hensher (2004), debido a diferencias en normativa contable, no todos los ratios financieros han podido ser replicados. A pesar de esta limitación, el presente trabajo demuestra que con ciertas adaptaciones un modelo logístico mixto tiene excelente capacidad predictora de crisis financieras en economías emergentes, su desempeño es mejor que la de modelos discriminantes, probit y logístico estándar. Este trabajo confirma que el modelo logístico mixto es el más adecuado en esta área de interés, ya que obtuvo una correcta asignación del 91 % de las empresas al grupo de pertenencia para todos los periodos observados, en tanto que el modelo logístico estándar ostenta una tasa de clasificación correcta

de 74,67 % ambos porcentajes surgen de promediar (ponderado por la cantidad de empresas) los porcentajes incluidos en la Tabla 7 (92,71 % y 90,74 % y luego 87,50 % y 51,85 % respectivamente).

REFERENCIAS

- Altman, E. (1968) "Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy", *Journal of Finance*, Vol. 23, No. 3, pp. 589–609.
- Altman, E., Baidya, T. y Ribeiro Dias, L. (1979) "Assessing potential financial problems for firms in Brazil", *Journal of International Business Studies*, Vol. 10, No. 2, pp. 9–24.
- Altman, E. (1984) "The success of business failure prediction models: An international survey", *Journal of Banking and Finance*, Vol. 8, pp. 171–198.
- Altman, E. (1993) *Corporate financial distress and bankruptcy: A complete guide to predicting & avoiding distress and profiting from bankruptcy*, 2nd edition, John Wiley and Sons, New York, NY.
- Altman, E., Hartzell, J. y Peck, M. (1995) *Emerging markets corporate bonds: A scoring system*, Salomon Brothers Inc., New York, NY.
- Baltagi, B.H. (1995) *Econometric Analysis of Panel Data*. Chichester: John Wiley and Sons.
- Beaver, W. (1966) "Financial ratios as predictors of failures" *Journal of Accounting Research*, *Empirical Research in Accounting Selected Studies 1966*, Vol. 5 (supplement), pp. 71–111.
- Beaver, W. (1968) "Alternative Accounting Measures as Predictors of Failure", *The Accounting Review*, Vol. 43, No. 1, pp. 113–122.
- Díaz, M., Ferrero, F., Díaz, C., Stímolo, M. y Caro, N. (2001) "Performance del análisis discriminante regularizado y la regresión logística en la predicción de crisis financieras", *Revista de la Sociedad Argentina de Estadística*, Vol. 5, No. 1-2, pp. 33–45.
- Fitzpatrick, P. (1932) "A comparison of ratios of successful industrial enterprises with those of failed companies", *The Certified Public Accountant*, Vols. Oct., Nov., Dec., pp. 598–605, 656–662 y 727–731, respectivamente.
- Ibarra, A. (2001) *Análisis de las dificultades financieras de las empresas en una economía emergente: las bases de datos y las variables independientes en el sector hotelero de la Bolsa mexicana de valores*. Unpublished Doctoral Dissertation, Departament d'Economía de l'Empresa, Universitat Autònoma de Barcelona, Barcelona, España. Disponible en <http://ddd.uab.cat/pub/tesis/2001/tdx-1018101-164847/aim1de1.pdf> (última consulta en noviembre de 2013).
- Jones, F. (1987) "Current techniques in bankruptcy prediction", *Journal of Accounting Literature*, Vol. 6, pp. 131–164.

- Jones, S. y Hensher, D. (2004) “Predicting firm financial distress: A mixed logit model”, *The Accounting Review*, Vol. 79, No. 4, pp. 1011–1039.
- Leclere, M. (1999) “The Interpretation of Coefficients in N-Chotomous Qualitative Response Models”, *Contemporary Accounting Research*, Vol. 16, pp. 711–747.
- Maddala, G. (1991) “A perspective on the use of limited-dependent and qualitative variables models in accounting research”, *The Accounting Review*, Vol. 66, No. 4, pp. 788–807.
- Merwim, C. (1942) *Financing small corporations in five manufacturing industries, 1926-36*, New York National Bureau of Economics Research, New York, NY.
- Mongrut Montalvan, S., Fuenzalida O’Shee, D., Alberti Delgado, F. y Akamine Yamashiro, M. (2011) “Determinantes de la Insolvencia Empresarial en el Perú”, *Academia, Revista Latinoamericana de Administración*, Vol. 47, pp. 126–139.
- Pascale, R. (1988) “A Multivariate Model to Predict Firm Financial Problems: The Case of Uruguay”, *Studies in Banking and Finance*, Vol. 7, pp. 171–182.
- Ohlson, J. (1980) “Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy”, *Journal of Accounting Research*, Vol. 18, No. 1, pp. 109–131.
- Rabe-Hesketh, S. y Skrondal, A. (2005) *Multilevel and Longitudinal Modeling Using Stata*, 1st edition, Stata Press Books, StataCorp LP, London, UK.
- Sandin, A. y Porporato, M. (2007) “Corporate bankruptcy prediction models applied to emerging economies. Evidence from Argentina in the years 1991-1998”, *International Journal of Commerce and Management*, Vol. 17, No. 4, pp. 295–311.
- Swanson, E. y Tybout, J. (1988) “Industrial bankruptcy determinants in Argentina”, *Journal of Banking and Finance*, Vol. 7, pp. 1–25.
- Tamura, K. y V. Giampaoli (2013) “New prediction method for the mixed logistic model applied in a marketing problem”, *Computational Statistics & Data Analysis*, Vol. 66, pp. 202–216. Disponible en http://www.informatik.uni-trier.de/~ley/pers/hd/t/Tamura:Karin_Ayumi.html (última consulta en noviembre de 2013).
- Tascón Fernández, M. y Castaño Gutiérrez, F. (2012) “Variables y modelos para la identificación y predicción del fracaso empresarial: revisión de la investigación empírica reciente”. *Revista de Contabilidad-Spanish Accounting Review* Vol. 15, N° 1, pp. 7–58.
- Train, K. (1986) *Qualitative Choice Analysis*, MIT Press, Cambridge, MA.
- Train, K. (2003) *Discrete Choice Methods with Simulation*, Cambridge University Press, Cambridge, UK.
- Winakor, A. y Smith, R. (1935) “Changes in financial structure of unsuccessful industrial companies”. Bulletin N° 51, Bureau of Business Research, University of Illinois, IL.
- Zmijewski, M.E. (1984) “Methodological issues related to the estimation of financial distress prediction models”, *Journal of Accounting Research*, Vol. 22, No. 1, pp. 59–82.