



FACULTAD
DE CIENCIAS
ECONÓMICAS



Universidad
Nacional
de Córdoba

REPOSITORIO DIGITAL UNIVERSITARIO (RDU-UNC)

Predicción de fracaso en empresas latinoamericanas utilizando métodos no paramétricos para predecir efectos aleatorios en modelos mixtos

Norma Patricia Caro, Verónica Arias, Pablo Ortiz

Capítulo del Libro Métodos estadísticos aplicados para diagnosticar y predecir el estado de crisis financiera en empresas que cotizan en mercados latinoamericanos, 1^º ed.

publicado en 2017 - ISBN 978-987-3840-55-5



Esta obra está bajo una [Licencia Creative Commons Atribución-NoComercial-CompartirIgual 4.0 Internacional](https://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/4.0/)

Capítulo 6

Predicción de fracaso en empresas latinoamericanas utilizando métodos no paramétricos para predecir efectos aleatorios en modelos mixtos¹¹

**Norma Patricia Caro
Verónica Arias
Pablo Ortiz**

6.1. Introducción

El fracaso empresarial es un tema de interés en el mundo, particularmente cuando se llega a situaciones desfavorables críticas, como lo es el cierre de una empresa, debido a las importantes consecuencias negativas que puede conllevar tanto desde el punto de vista económico como social.

Esto ha suscitado el interés por anticiparse a tales situaciones a través del diagnóstico de estos eventos, cobrando relevancia la información subyacente de los estados contables.

Precisamente, la información financiera ha sido de fundamental importancia para identificar el estado de crisis de las empresas a partir de las cuales se han desarrollado las diferentes investigaciones. En el presente capítulo, para modelar la situación financiera (en crisis o sana) de las empresas mediante la consideración del comportamiento de sus ratios contables, se aplica un modelo logístico mixto. En estos modelos los efectos aleatorios son estimados individualmente para cada empresa. Avanzando en este sentido, se plantea como objetivo principal de este capítulo la predicción de los efectos aleatorios, ya que constituye un

¹¹ Adaptación del artículo “Predicción de crisis financiera en empresas latinoamericanas utilizando nuevos métodos de predicción de efectos aleatorios en modelos mixtos” que ha sido aceptado para su publicación en la Revista de Métodos Cuantitativos para la Economía y la Empresa” en el año 2017.

problema, debido a la dificultad en la clasificación de nuevas empresas (que no forman parte de la muestra de estimación) del estado de crisis financiero de las mismas. A raíz de esto, Tamura y Giampaoli (2013) y Tamura, et al, (2013) desarrollaron y aplicaron métodos de estimación que permiten completar el procesamiento y predecir la crisis en nuevas empresas.

En este capítulo se propone avanzar hacia un análisis completo de la vulnerabilidad empresarial de empresas en países latinoamericanos, particularmente sudamericanos, incluyendo la predicción del efecto aleatorio para nuevas unidades. Se aplica el método del vecino más cercano para predecir el efecto aleatorio de nuevas empresas, y se compara con los resultados obtenidos cuando se supone que el efecto aleatorio es nulo (Método “naive”). El análisis se realiza sobre empresas de Argentina, Chile y Perú. Las economías latinoamericanas han experimentado un sólido crecimiento a lo largo de la década de 2000, impulsado por la sostenida demanda externa -especialmente de economías emergentes como China-, en conjunción con importante crecimiento de los precios de los productos primarios -alcanzando niveles históricos-, y con demandas internas muy dinámicas. Estos factores propiciaron un crecimiento de la región a un ritmo anual promedio de casi el 5% durante 2003-2008. Por otro lado, este contexto estuvo acompañado de una adecuada gestión macroeconómica: entre 2000 y 2007, los países de la región pudieron reducir en promedio sus deudas públicas en 15 puntos porcentuales y pasar de un déficit fiscal de 2.4% del PIB a un superávit de 0.4% (OECD, 2010; CEPAL, 2011; OECD/ECLAC, 2011, 2012). La relativa estabilidad macroeconómica alcanzada y la notable mejora de los términos de intercambio en Latinoamérica proveyeron de importantes recursos para que los gobiernos latinoamericanos lleven adelante políticas tendientes a mitigar la pobreza y facilitar el acceso a los servicios públicos. Esta expansión continua fue interrumpida tras la crisis financiera de 2008-2009, aunque la solidez alcanzada en los años anteriores permitió a los gobiernos de la región desplegar una intensa actividad contracíclica, propiciando que el impacto de la crisis fuese menos profundo y la recuperación más acelerada que en los países desarrollados. En el corto plazo, la crisis impactó a los países de Latinoamérica a través de la disminución de los flujos comerciales globales, los cuales pudieron recuperarse apuntaladas por las economías emergentes. No obstante, tras la recuperación económica global a partir de 2010, en los últimos años el ritmo de crecimiento nuevamente mostró debilitamiento, lo que se tradujo en el deterioro de la demanda global con una consecuente caída en los precios de las exportaciones de los países latinoamericanos y una desaceleración de sus economías. Particularmente, a la baja

performance de las economías desarrolladas, se le sumó la ralentización de China e India, que han sido un motor importante para el crecimiento global, y de Latinoamérica en particular. Al contexto externo, se le suma que la demanda interna no mantuvo su desempeño debido a que tras las altas tasas de crecimiento de la década, la brecha del producto se ha cerrado en muchos países de la región. A modo de ejemplo, Chile, Colombia y Perú convergen a su producto potencial desde niveles ligeramente superiores; aunque economías como Argentina, Brasil y Venezuela, tuvieron una desaceleración que ha llevado su nivel de actividad incluso por debajo de su potencial.

En el presente capítulo, el análisis se realiza sobre empresas de Argentina, Chile y Perú. La elección de estos países se debe a que son algunos de los más representativos de la región. Los países latinoamericanos no considerados en este estudio se deben a que no poseen Bolsa de Valores (como en es el caso Uruguay), o bien no se cuenta con el dato de vulnerabilidad financiera para poder realizar el presente estudio, como es el caso de Brasil.

6.2. Muestra y variables

Las unidades de análisis son empresas que cotizaron sus activos financieros en las Bolsas de Valores respectivas de cada uno de los países que constituyen la presente investigación: Argentina, Chile y Perú, durante el periodo comprendido entre 2000 y 2011. Del total de empresas cotizantes se seleccionó una muestra representativa de la población para constituir una muestra de entrenamiento, utilizada para ajustar el modelo logístico mixto, y una muestra de validación para la predicción sobre nuevas unidades.

Otro criterio tomado en cuenta en la selección de la muestra, fue la inclusión de empresas en crisis y empresas sanas. En el capítulo 2 del presente libro se describieron los motivos por los cuales una empresa es considerada en estado de crisis.

Para cada una de las empresas en crisis se tomaron como mínimo dos años previos a la manifestación del estado de crisis, contemplando hasta seis periodos, según la disponibilidad de la información.

A los fines de la estimación del estado de las empresas, las mismas se consideraron según presenten crisis financiera o no. Este estado -crisis o sanas- constituye la variable dependiente (Tabla 6.1).

Tabla 6.1. Cantidad de empresas en cada muestra por país y estado

Países	Entrenamiento		Validación	
	Sanas	En crisis	Sanas	En crisis
Argentina	31	13	8	4
Chile	89	22	37	11
Perú	37	13	39	1

Fuente: elaboración propia

Si bien, la cantidad de empresas cotizantes en países latinoamericanos no es numerosa, el hecho de trabajar con datos anuales de cada empresa, incrementa la cantidad de observaciones para estimar los modelos.

Las variables independientes utilizadas, siguiendo a Caro et al. (2013) son los ratios financieros que se calculan con los estados contables de publicación al cierre de ejercicio (Tabla 6.2).

Tabla 6.2. Descripción de las variables utilizadas en el modelo

Variabes	Forma de cálculo	Elementos del ratio	Interpretación
Ratio de Flujo de Fondos Operativos (FF_AT)	$FF_AT = (FFO/AT)*100$	FFO: Flujo de Fondos generado por las Operaciones AT: Activo Total	Mide la posición de efectivo originado por las operaciones respecto al total del activo.
Ratio de Liquidez (E_AT)	$E_AT = (E/AT)*100$	E: Disponibilidades (efectivo e inversiones que se convierten en efectivo dentro de las 24 hs.) AT: Activo Total	Representa la relación entre los recursos más líquidos de la empresa con respecto al total del activo.
Ratio de Rotación sobre Activo Total (V_AT)	$V_AT = (V/AT)*100$	V: Total de Ventas AT: Activo Total	Expresa la eficiencia con que la empresa puede usar sus activos para generar ventas. También es una medida del volumen de negocios.
Ratio de Endeudamiento (D_PN)	$D_PN = (D/PN)*100$	D: Total de Deudas PN: Patrimonio Neto	Mide la relación de las deudas (capital de terceros) por cada

			peso de capital aportado por los dueños de la empresa.
Ratio de Capital de trabajo (CT_AT)	CT_AT = (CT/AT)*100	CT: Capital de Trabajo (Activo Corriente menos Pasivo Corriente) AT: Activo Total	Expresa el grado de fluidez del activo total e indica en qué medida la inmovilización del activo total resulta neutralizada por el capital de trabajo.
Ratio de Rentabilidad económica (GE_AT)	GE_AT = (Uail/AT)*100	Uail: Utilidad antes de intereses e impuestos AT: Activo Total	Mide la rentabilidad en función de las ganancias de la explotación.

6.3. Metodología

Con el objetivo de modelar la situación financiera (en crisis o sana) de las empresas mediante la consideración del comportamiento de sus ratios contables, se utilizó un modelo logístico mixto.

Los problemas con respuesta dicotómica son modelados usualmente a través de Regresión Logística, donde la probabilidad de que la variable respuesta asuma el valor 1 (empresa en crisis) es:

$$E(y_i / x_i) = \Pr(y_i = 1 / x_i) \quad i = (1, 2, \dots, n) \quad (1)$$

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

Donde β_i son los coeficientes de la regresión.

La transformación logit, es:

$$\text{logit } \Pr(y_i = 1 / \mathbf{x}_i) = \ln \left\{ \frac{\Pr(y_i = 1 / \mathbf{x}_i)}{1 - \Pr(y_i = 1 / \mathbf{x}_i)} \right\} = z_i. \quad (3)$$

donde:

y_i : variable que representa el estado (1: en crisis, 0: sanas)

\mathbf{x}_i : covariables

En el presente capítulo, los datos utilizados son las observaciones y mediciones presentadas por cada empresa a través del tiempo,

constituyendo un panel de datos (datos longitudinales). Estos cuentan con una estructura jerárquica (empresas medidas repetidamente en el tiempo), sin cumplirse el supuesto de independencia necesario en la regresión logística tradicional. Esta situación se resuelve con la utilización del modelo logístico mixto, en el que se distinguen efectos fijos y aleatorios. Los fijos tienen como finalidad comparar los resultados de la variable dependiente para los distintos valores de las variables independientes, mientras que los efectos aleatorios analizan la variabilidad no explicada por la respuesta.

La estructura del modelo es:

$$Y_{ij} = \mathbf{X}'_{ij} \boldsymbol{\beta} + \mathbf{Z}'_{ij} \mathbf{b}_i + e_{ij} \quad (4)$$

Donde el primer término hace referencia a los efectos fijos, cuyo vector $\boldsymbol{\beta}$ está formado por los parámetros de las variables independientes (X_i) que se estiman, el segundo término corresponde a los efectos aleatorios (b_i), con su matriz de diseño (Z_i) que poseen distribución normal donde se explicita una estructura de varianza (G)

$$\mathbf{b}_j \sim N(\mathbf{0}, G) \quad (5)$$

y por último, el término de error asociado a todo modelo.

En cada uno de los mercados analizados, se aplica un modelo logístico mixto con dos efectos aleatorios. En estos modelos los efectos aleatorios son estimados individualmente para cada empresa, por lo que no es posible hacer predicción directamente para el caso de nuevas unidades, pues no se conocen esos valores.

El modelo aplicado en este trabajo es:

$$Y_{ij} = \beta_0 + \beta_1 + b_{1j} GE_{ATij} + (\beta_2 + b_{2j}) FF_{ATij} + \beta_3 E_{ATij} + \beta_4 V_{ATij} + \beta_5 D_{PNij} + \beta_6 CT_{ATij} \quad (6)$$

donde:

β_k : coeficiente que representan los k efectos fijos del modelo: k variables independientes X_k .

b_{kj} : k -ésimo efecto aleatorio de la empresa j .

X_{kij} : k -ésima variable independiente correspondiente al período i de la empresa j . Por ejemplo, $X_{1ij} = GE_{ATij}$ es el índice de rentabilidad en el período i de la empresa j , y así con cada uno de los indicadores mencionados en el capítulo 2 del presente libro.

ε_{ij} : término de error.

Los efectos aleatorios poseen distribución normal:

$$\mathbf{b}_j = \begin{bmatrix} b_{1j} \\ b_{2j} \end{bmatrix} / \mathbf{x}_{ij} \sim N_2(0, \Psi) ; \Psi = \begin{pmatrix} d_{11} & 0 \\ 0 & d_{22} \end{pmatrix} \quad (7)$$

Nuevos métodos fueron propuestos por Tamura et al. (2013) y Tamura y Giampaoli (2013) para predecir los efectos aleatorios de nuevas observaciones. Uno de ellos, es el Método de predicción por regresión lineal (LRPM) desarrollado por Tamura et al. (2013) para un modelo logístico mixto con k efectos aleatorios. Esta metodología considera el ajuste de un modelo de regresión para predecir los efectos aleatorios con base al conjunto de datos de la muestra de entrenamiento.

Este modelo considera que la variable respuesta son los efectos aleatorios que se pretenden predecir (α_i), de cada i -ésima empresa de la muestra de entrenamiento. En lo sucesivo, los parámetros estimados de esos modelos de regresión son usados para predecir el efecto aleatorio para una nueva empresa (h), que no pertenece al conjunto de entrenamiento.

Luego de obtener las estimaciones, a través del modelo mixto, es necesario que las covariables disponibles a nivel de observación (período anual) sean agregadas a nivel de grupo (empresa). Para ello, se puede calcular el promedio, la mediana o bien tomar el valor mínimo o el máximo.

Se considera para cada m -ésimo efecto aleatorio estimado, un modelo capaz de explicar la relación entre las covariables y los efectos aleatorios, de la forma:

$$\alpha_{mi} = \mathbf{w}_{mi}^t \boldsymbol{\lambda}_m + \varepsilon_{mi} \text{ con } \varepsilon_{mi} \sim N(0, \sigma_m^2) \text{ independientes. } (8)$$

donde:

$\boldsymbol{\lambda}_m$: es el vector de coeficientes de regresión desconocidos

\mathbf{w}_{mi} : es el vector de covariables de cada empresa y cada efecto aleatorio, agregado a nivel de empresa.

Así, es posible predecir la probabilidad de respuesta de un j -ésima observación dentro de una m -ésima nueva empresa, usando la función logística del modelo mixto.

Este método no se presenta en la aplicación empírica debido a la falta de cumplimiento de los supuestos de la regresión lineal múltiple (independencia de residuos, normalidad, homoscedasticidad).

Otro método propuesto por Tamura et al. (2013), que es el que se aplica en este trabajo, es el Método de predicción del vecino más cercano considerando el modelo logístico mixto con k efectos aleatorios. La ventaja de esta técnica es que no requiere distribución alguna para los efectos aleatorios.

Este método es una técnica no paramétrica, comúnmente utilizada en clasificación supervisada. Para la predicción de los efectos aleatorios de las nuevas empresas se consideran los valores conocidos de estos efectos de sus vecinos más cercanos.

Al tratarse de una variable continua es necesario considerar alguna medida de centralidad (media, mediana, u otra) para realizar la imputación del valor correspondiente. Se selecciona la cantidad de vecinos a considerar de manera que se maximice la performance de predicción del modelo mixto.

Siguiendo a Tamura et al. (2013) se calculan las distancias (Euclídea, Mahalanobis, City Block, u otra) entre las nuevas empresas (base de validación) y aquellas con efectos aleatorios conocidos (base de entrenamiento), considerando su vector de características g .

Para $i'=1\dots q'$ donde $i' \notin Q$ (empresas de la base de validación),
 $i=1\dots q$ donde $i \in Q$ (empresas de la base de entrenamiento),

se computan las distancias $d(i', i)$ entre $g_{i'}$ y g_i , y luego se ordenan las distancias de manera creciente,

$$d(i', .) = (d(i', 1), d(i', 2), \dots, d(i', q)) \quad (9)$$

Posteriormente se computan medidas de centralidad para los efectos aleatorios conocidos correspondientes a los l primeros elementos de las distancias ordenadas.

$$\alpha_{mi'}^* = (\alpha_{m1}, \alpha_{m2}, \dots, \alpha_{ml}) \quad (10)$$

Finalmente, se introducen los efectos aleatorios en el predictor lineal de la regresión logística mixta, haciendo posible la predicción de la probabilidad de crisis para la nueva empresa.

6.4. Resultados

En una primera etapa, se realizó un análisis descriptivo de las empresas que constituyen la muestra, lo que se refleja en la Tabla 6.3. Las empresas en crisis presentan menores niveles de rentabilidad, flujo de

fondos, efectivo, volumen de negocio, capital de trabajo, en promedio, que las empresas sanas. Por otro lado, el nivel de endeudamiento promedio es mayor en las empresas en crisis. Estos indicadores poseen valores extremos, lo que hace que su variabilidad sea elevada, por ello, como medida representativa se analizaron las medianas obteniendo iguales conclusiones entre empresas con problemas y sin ellos.

Tabla 6.3. Análisis descriptivo de las variables utilizadas en el modelo logístico mixto según país y estado de las empresas (muestra de entrenamiento)

Variable	Medida	Argentina		Chile		Perú	
		Sanas	Crisis	Sanas	Crisis	Sanas	Crisis
GE_AT	Media	1,24	-10,71	6,41	-10,11	17,66	0,74
	SD	6,59	23,57	10,74	31,31	17,18	6,41
	Mediana	0,80	-8,30	5,94	-1,36	13,05	0,78
	Min.	-17,53	-128,54	-147,35	-271,55	-27,76	-21,95
	Max.	38,25	36,71	85,99	21,80	90,57	20,41
FF_AT	Media	7,25	-1,22	9,36	-9,28	14,39	2,75
	SD	9,60	23,05	9,82	36,92	13,23	4,87
	Mediana	7,54	3,55	8,27	-0,72	11,95	1,87
	Min.	-64,51	-126,99	-29,89	-266,70	-21,41	-10,05
	Max.	34,58	25,12	126,01	83,33	64,74	17,65
E_AT	Media	2,46	1,95	1,07	1,01	9,30	1,19
	SD	3,94	4,49	2,72	2,61	12,51	2,23
	Mediana	1,39	0,55	0,43	0,36	3,98	0,48
	Min.	0,01	0,00	0,00	0,00	0,11	0,00
	Max.	51,86	31,38	34,07	25,73	64,12	13,72
V_AT	Media	86,24	35,83	57,64	33,04	78,43	44,91
	SD	68,54	39,66	53,89	38,12	47,79	56,96
	Mediana	73,68	23,57	50,71	23,39	68,56	23,98
	Min.	0,06	-12,46	0,00	0,00	2,81	1,80
	Max.	374,85	117,35	85,99	21,80	285,67	286,41
D_PN	Media	82,11	241,31	70,36	371,66	67,88	311,31
	SD	68,49	373,87	58,43	2018,65	45,68	908,67
	Mediana	64,62	133,52	56,97	64,87	60,22	87,01
	Min.	0,02	0,25	0,06	0,04	5,17	26,46
	Max.	451,88	2.020,31	419,94	21.167,50	219,23	6.491,88
CT_AT	Media	10,72	-24,25	11,98	11,69	18,05	-3,93
	SD	20,66	71,09	14,39	36,63	18,39	19,28
	Mediana	7,12	-0,31	7,84	4,46	14,00	-0,25
	Min.	-65,27	-263,85	-18,77	-90,85	-32,98	-66,37
	Max.	66,35	44,49	93,09	99,95	68,51	36,25

Fuente: elaboración propia

La Tabla 6.4 muestra los resultados obtenidos del modelo logístico mixto para cada uno de los países analizados. La rentabilidad económica (GE_AT), con signo negativo, fue el único ratio que resultó estadísticamente significativo en los tres países. El Flujo de Fondos (FF_AT) resultó significativo en Argentina y Chile, mientras que la Liquidez (E_AT) lo fue en Perú. En el caso de la Rotación del Activo

Total (V_AT) y el Endeudamiento (D_PN) fueron significativos para el caso Argentina y Chile, siendo este último ratio significativo también para Perú. Finalmente, el Capital de Trabajo (CT_AT) resultó un ratio estadísticamente significativo en Chile y Perú, excepto Argentina.

Sólo los índices de rentabilidad GE_AT y de flujo de fondos operativo FF_AT resultaron tener una amplia variabilidad y ser significativos para representar la heterogeneidad no observada (Tabla 6.5). Los datos fueron procesados por el programa nlmixed de SAS.

Tabla 6.4. Resultados del modelo mixto para cada país (realizado a partir de la información de las empresas que conforman las bases de entrenamiento)

Variable	Argentina		Chile		Perú	
	Estimador (error estándar)	p-valor	Estimador (error estándar)	p-valor	Estimador (error estándar)	p-valor
Constante	1,227 (0,901)	0,181	-1,405 (0,449)	0,002***	1,519 (1,178)	0,203
GE_AT	-0,162 (0,092)	0,086*	-1,225 (0,314)	0,000***	-0,591 (0,235)	0,016**
FF_AT	-0,269 (0,121)	0,032**	-0,425 (0,123)	0,001***	-0,132 (0,141)	0,356
E_AT	0,364 (0,233)	0,126	-0,092 (0,075)	0,224	-0,536 (0,255)	0,041**
V_AT	-0,076 (0,022)	0,001***	-0,010 (0,005)	0,079*	-0,012 (0,016)	0,478
D_PN	0,015 (0,007)	0,031**	0,011 (0,004)	0,005***	0,022 (0,012)	0,080*
CT_AT	0,008 (0,011)	0,481	0,043 (0,016)	0,009***	-0,169 (0,072)	0,022**

Fuente: elaboración propia, Referencias: Efectos aleatorios para Argentina, Perú y Chile (GE_AT, FF_AT), Error estándar entre paréntesis. *** Significativo al 0,01, ** Significativo al 0,05 y * Significativo al 0,10.

Tabla 6.5. Pruebas de razón de verosimilitud para determinar significatividad de los efectos aleatorios para cada país (realizado a partir de la información de las empresas que conforman las bases de entrenamiento)

Modelo propuesto	Argentina			Chile			Perú		
	a)	b)	c)	a)	b)	c)	a)	b)	c)
Modelo (A)	112,7			276,6			85,2		
Modelo (B)	105,3	7,4	0,0033	230,9	45,52		76,5	8,7	0,0032

Fuente: elaboración propia. Referencias: a) $-2\log(\text{Verosimilitud})$ b) Diferencia entre $-2\log(\text{Verosimilitud})$ del modelo propuesto (B) con dos efectos aleatorios: GE_AT, FF_AT y del modelo de referencia (A) con un efecto aleatorio: GE_AT c) p-valor

Para la predicción del efecto aleatorio para nuevas empresas se probó el Método de regresión lineal, pero no resultó apropiado para el problema considerado en la presente investigación, ya que las covariables disponibles no resultaron significativas y no se cumplían los supuestos del modelo de regresión lineal (normalidad de los errores, independencia, homoscedasticidad).

Se empleó el Método del vecino más cercano basado en la distancia euclídea de las nuevas empresas a los vectores de covariables (ratios) de las que contribuyeron a la construcción del modelo mixto, agregando los datos de distintos períodos a nivel de empresas a través de la mediana.

Se definió como medida de centralidad (predicción) de los efectos aleatorios de las nuevas empresas correspondientes a la base de validación, la media de los efectos aleatorios conocidos de las empresas de la base de entrenamiento elegidas como vecinos más cercanos de las empresas nuevas.

Para medir la performance del modelo, en la clasificación de nuevas empresas en sanas o en crisis, se comparó la clasificación binaria observada versus la clasificación estimada por el modelo en el punto de corte. Este punto fue definido como aquel donde la sensibilidad iguala a la especificidad en la base de entrenamiento de cada país. En base a esto se calcularon medidas de sensibilidad (verdaderos positivos / falsos negativos + verdaderos positivos), especificidad (verdaderos negativos / verdaderos negativos + falsos positivos) y tasa de clasificación correcta (verdaderos positivos + verdaderos negativos / total de observaciones).

Estas medidas fueron calculadas según la clasificación de empresas de la base de validación que surgieron del modelo con los efectos aleatorios estimados por el Método del vecino más cercano y para el modelo que considera solo efectos fijos (sin estimación de los efectos aleatorios) o método “naive” (Tabla 6.6).

En todos los casos la tasa de clasificación correcta fue muy buena, superando el 80% en el caso de Argentina y Perú, y el 90% en Chile. En el caso de Perú, el hecho de que la muestra de validación solo posea una única empresa en crisis hace que sea difícil detectarla. Para el caso de Argentina, la clasificación de las empresas nuevas utilizando el modelo con el efecto aleatorio estimado mediante el método del vecino más cercano, mejoró la especificidad y la tasa de clasificación correcta. En el caso de Chile las medidas se mantuvieron entre uno y otro método. No es conveniente interpretar estas tasas en Perú, debido a que se trata de una única empresa en crisis en la muestra de validación.

De este modo, el Método del vecino más cercano resulta útil para clasificar una nueva observación (empresa). Adicionalmente, cabe remarcar la pertinencia de trabajar de manera separada con cada país, dadas las diferencias obtenidas en las estimaciones que resultaron significativas en cada uno de ellos, aunque sus efectos aleatorios fueron los mismos en todos los países.

Tabla 6.6. Medidas de *performance* del modelo por país (bases de validación)

Método	País	Argentina	Chile	Perú
Vecino más cercano	Especificidad	0,75	0,89	0,85
	Sensibilidad	1	0,91	0
	Tasa de clasificación correcta	0,83	0,90	0,85 (*)
“Naive”	Especificidad	0,75	0,89	0,92
	Sensibilidad	0,75	0,91	0
	Tasa de clasificación correcta	0,75	0,90	0,90

Fuente: elaboración propia, Nota: (*) Valor aceptable, aunque no comparable con lo obtenido en otros métodos debido a que se trata de una única empresa en crisis en la muestra de validación,

6.5. Conclusiones

La necesidad de comparabilidad de los ratios financieros de diferentes empresas conduce a utilizar información de aquellas que cotizan en

bolsa, Estas empresas tienen especiales exigencias en cuanto a la presentación y disponibilidad de información, lo que no es así en otro tipo de empresas.

Con respecto a los ratios utilizados y los resultados obtenidos, todos fueron significativos en al menos alguno de los países que constituyeron este estudio.

El ratio de rentabilidad económica (GE_AT) es uno de los indicadores que a través de la literatura ha resultado significativo para predecir el estado de crisis financiera de las empresas, lo que se confirma en esta investigación también para todos los países. Esto significa que las utilidades obtenidas respecto al total del activo manifiestan que a menores utilidades (o pérdidas), más posibilidad tiene la empresa de estar en crisis.

Respecto al índice de flujo de fondos (FF_AT), que constituye un indicador relativamente nuevo en esta área, indica que a menor nivel de flujo de fondos generados por las operaciones respecto del activo total existen más posibilidades de que las empresas estén en crisis, No obstante, este indicador solo en Argentina y Chile resultó significativo.

El índice de liquidez (E_AT), si bien no siempre refleja signos de vulnerabilidad, si lo hizo en Perú, donde a menor liquidez, mayor posibilidad de crisis financiera.

Otros de los indicadores que han reflejado un comportamiento determinado en las empresas son los de rotación del activo (V_AT) y el endeudamiento (D_PN), los cuales fueron significativos en la mayoría de los países.

Se confirma que los ratios seleccionados, en consistencia con la literatura mencionada, reflejan en mayor o menor medida el comportamiento de las empresas y permiten un diagnóstico eficaz de la situación de crisis financiera.

Es de destacar que los índices de rentabilidad (GE_AT) y de flujo de fondos operativos (FF_AT) resultaron ser efectos aleatorios significativos, que explican la heterogeneidad no observada. Si bien no hay una teoría de ratios que indique cuáles son los que se deberían utilizar para este objetivo, de predecir el estado de vulnerabilidad financiera, los ratios utilizados, propuestos por la literatura, son los adecuados.

A efectos de predecir el estado de una nueva empresa, que no ha formado parte de la base de entrenamiento con la que se estimó el modelo mixto, se empleó para la estimación de los efectos aleatorios el Método del vecino más cercano. La literatura avanza hacia métodos no

paramétricos como éste, ya que los métodos paramétricos, como el de regresión múltiple, no siempre es adecuado, por la falta de cumplimiento de los supuestos estadísticos del modelo, permitiendo así la clasificación de una nueva empresa. De esta manera se levanta una limitación que tenían los modelos mixtos en cuanto a la estimación y predicción de una nueva observación.

Estos métodos contribuyen a la estimación del estado de vulnerabilidad en la que puede encontrarse una nueva empresa, en el mercado, a través de la estimación de los efectos fijos y la predicción de los efectos aleatorios. La metodología utilizada hasta el momento en esta área de interés, como lo es la predicción de crisis financiera en empresas limitaba este segundo objetivo, que a partir de las investigaciones realizadas ha podido ser superado. Ampliando el horizonte de análisis y disponiendo de una mayor cantidad de empresas vulnerables se podrán obtener mejores tasas de clasificación correcta.

Referencias

- Altman, E. (1968) *Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy* Journal of Finance, 23, 3, 589-609.
- Altman, E.; Haldeman, R.; and Narayanan, P. (1977) *ZETA analysis: a new model to identify bankruptcy risk of corporations* Journal of Banking and Finance, Vol 1, N 1: 29-54.
- Altman, E., Baida, T y Rivero Diaz, L (1979) *Assesing potential financial problems for firms in Brazil*. Journal of International business studies: 9 - 24.
- Altman y Lavallee (1981) *Business failure classification in Canada*, Journal of Business Administration, 147-164.
- Altman, E. (1984) *The success of business failure prediction models. An international survey*. Journal of banking and finance 8, 171 – 198.
- Altman, E. (1988) *The prediction of Corporate Bankruptcy*, Garland Publishing, Inc. N York. London.
- Altman, E. (1993) *Corporate Financial Distress and Bankruptcy*. New York: John Wiley and Sons.
- Altman, E., Eom, Y., Kim, W. (1995), *Failure Prediction: Evidince from Korea*. Journal of International Financial Management and Accounting 6:3
- Altman, E, Hartzell, J y Peck, M (1995) *Emerging markets corporate bonds: A scoring system*. Salomon Brotherds Inc. New York, NY.
- Beaver, W. (1966) *Financial ratios as predictors of failures. Empirical research in accounting selected studies 1966*. Journal of Accounting Research, Vol 5, pp 71 – 111. Supplement.
- Beaver, W. (1968) *Alternative Accounting Measures as Predictors of Failure* The Accounting Review pp 113-122.
- Beaver, W. (1981) *Financial reporting: an Accounting Revolution* Prentice Hall.
- Beaver, W, McNichols, M. y Rhie, J (2005). *Have financial statements become less informative? Evidence from the ability of financial ratios to predict bankruptcy* Review of Accounting Studies, vol 10, Issue 1: 93 – 122.
- Beaver, W, Correia, M y McNichols, M. (2009). *Have changes in financial reporting attributes impaires the ability of Financial Ratios to Assess*

Distress Risk? Rock Center for Corporate Governance Working Paper No. 13.

Beerman (1976): *Posible ways to predict capital losses with annual financial statements*. Dusseldorf.

Begley, J., Ming, J., Watts, S. (1996) *Bankruptcy classification errors in the 1980s: An empirical analysis of Altman's and Ohlson's models* Review of Accounting Studies, Vol 1, num 4: 267 – 284.

Breiman, L., Friedman, J., Olshen, R., y Stone, C. (1984). *Classification and Regression Trees* (Monterey, CA: Wadsworth and Brooks/Cole)

Caro, N., (2013) *Tesis doctoral: Evaluación de riesgo de crisis financiera en empresas argentinas en los períodos 1993 – 2000 y 2003 – 2010*. Universidad Nacional de Córdoba.

Caro, N., Díaz, M. y Porporato, M. (2013). *Predicción de quiebras empresariales en economías emergentes: uso de un modelo logístico mixto*. En Revista de Métodos Cuantitativos para Economía y Empresa, 16, 200-215.

Caro, N. (2014). *Modelos de predicción de crisis financiera en empresas: una revisión de la literatura*. Revista Internacional Legis de Contabilidad y Auditoría, 58, 135-183.

Caro, N. P. (2015). *Descripción de empresas en crisis financiera: el caso de Argentina en las décadas del 1990 y 2000*. Revista de dirección y administración de empresas (España). 22, 106 – 130.

Caro, N. P. y Diaz, M (2015) *Factores determinantes para predecir la crisis financiera en empresas argentinas*. Cuadernos de Estudios Empresariales, 25, 29-47.

Caro, Norma P. (2016). *Predicción de fracaso empresarial en empresas de Argentina, Chile y Perú a través de indicadores contables*. Revista de Dirección y Administración de empresas. País Vasco, 23 130-147.

Castagna, A y Matolcsy, Z (1981): *The prediction of corporate failure: Testing the australian experience*. Australian Journal of Management, 6(1), 23–50.

CEPAL. (2011). *Balance preliminar de las economías de América Latina y el Caribe 2010*. Santiago de Chile: Naciones Unidas CEPAL.

Díaz M., Ferrero F., Díaz C., Stimolo M., Caro N. (2001) *Perfomance del Análisis Discriminante Regularizado y la Regresión Logística en la Predicción de Crisis Financieras*. Revista de la Sociedad Argentina de Estadística, Vol. 5, Nro. 1-2: 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., p. 598 – 605, 656–662 y 727–731, respectivamente.

Gebhardt, G (1980) *Insolvency prediction based on annual financial statements according to the company law – An assessment of the reform of annual statements by the law of 1965 from the view of external addresses*, in: H. Besters et al, eds, vol 22. Wiesbaden.

Grice, J, Dugan, M. (2001) *The limitations of bankruptcy prediction Models: some cautions for the researcher*. Review of Quantitative Finance and Accounting, V. 17, N. 2: 151 – 166.

Hensher, D., Jones, S. (2007) *Forecasting Corporate Bankruptcy: Optimizing the performance of the Mixed Logit Model*. Abacus. V. 43, N. 3: 241 –364.

Ibarra, A (2001) *Tesis doctoral: 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*. Departament d' economia de l' empresa. Universitat Autònoma de Barcelona.

Jones, F. (1987) *Current techniques in bankruptcy prediction*. Journal of Accounting Literature, 6: 131-164.

Jones, S., Hensher, D. (2004) *Predicting firm financial distress: A mixed logit model*. The Accounting Review, vol 79, num. 4: 1011 – 1039.

Jones, S., Hensher, D. (2007) *Modelling corporate failure: A multinomial nested logit analysis for unordered outcomes*. The British Accounting Review, 39: 89 – 107.

Kass, G. V. (1980). *An exploratory technique for investigating large quantities of categorical data*. Applied statistics, 119-127.

Knight (1979) *The determinants of failure in Canadian firms*, ASA meeting of Canada, Working paper (University of Western Ontario, London).

Ko, C (1982): *A delineation of corporate appraisal models and classification of bankruptcy firms in Japan*. Thesis. New York University.

Latter, Tony (1997). *Las causas de las crisis bancarias y su manejo*. Centro de Estudios de Banca Central, Banco de Inglaterra.

Leclere, M. (1999) *The Interpretation of Coefficients in N-Chotomous Qualitative Response Models*. Contemporary Accounting research 16: 711-747.

- Lehmann, E. (1975). *Nonparametrics Statistical Methods Based on Ranks*. Estados Unidos: Mc Graw Hill.
- Maddala, G. (1991) *A perspective on the use of limited-dependent and qualitative variables models in accounting research*. The Accounting Review 66:788-807.
- Medina, R. S. (2007). *El riesgo de crédito en el marco del acuerdo de Basilea II*. Delta Publicaciones.
- Merwin, C (1942) Financing small corporations in five manufacturing industries, 1926-36. New York National Bureau of Economics Research.
- Mínguez Conde, J.L. (2005) *La Información Contable en la Empresa Constructora: Factores Identificativos del Fracaso Empresarial*. Tesis doctoral, Universidad de Valladolid.
- Mongrut Montalván, S.; Alberti Delgado, F.; Fuenzalida O'Shee, D. y Akamine Yamashiro, M. (2011) Determinantes de la insolvencia empresarial en el Perú. *Academia. Revista Latinoamericana de Administración* 47: 126 – 139.
- OECD. (2010). *Perspectivas Económicas de América Latina 2011*. doi:<http://dx.doi.org/10.1787/leo-2011-es>
- OECD/ECLAC. (2011). *Perspectivas Económicas de América Latina 2012*. doi:<http://dx.doi.org/10.1787/leo-2012-es>
- OECD/ECLAC. (2012). *Perspectivas económicas de América Latina 2013*. doi:<http://dx.doi.org/10.1787/leo-2013-es>
- Ohlson, J. (1980) *Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy* Journal of Accounting Research, vol 18, num 1: 109-131.
- Pascale, Ricardo (1988) *A multivariate model to predict firm financial problems the case of Uruguay*. Studies in banking and finance; Vol 7; pp. 171 -182
- Peña, D. (2002). *Análisis de datos multivariantes*. España: Mc Graw Hill.
- Sandin, A., 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 N° 4: 295-311.
- Swanson y Tybout (1988) *Industrial bankruptcy determinants in Argentina*. Journal of Banking and Finance, vol 7: 1 – 25.
- Taffler, R (1976): *Finding those firms in danger*. Accountancy age.

- Taffler y Tisshaw (1977): *Going, going, gone – Four factors which predict accountancy*. *Accountancy* 88 (1003), 50- 54
- Taffler y Houston (1980): How to identify failing companies before it is too late, *Professional Administration*, 2 – 3.
- Taffler (1981): *Forescating company failure in the UK*, Working paper N° 23 (City University Business School, London).
- Taffler R. (1984): “Empirical Models for The Monitoring of U.K. Corporations”; *Journal of Banking and Finance*: 199-227.
- Takahashi, K; Kurokawa and K y Watese (1979) *Predicting corporate bankruptcy through financial statements*. Society of Management Science of Keio University.
- Tamura, K. A., y Giampaoli, V. (2013). *New prediction method for the mixed logistic model applied in a marketing problem*. *Computational Statistics & Data Analysis*, 66, 202-216.
- Tamura, K. A., Giampaoli, V., y Noma, A. (2013). *Nearest Neighbors Prediction Method for mixed logistic regression*. Paper presented at the 28th International Workshop on Statistical Modeling.
- Train, K. (2003) *Discrete Choice Methods with Simulation*. Cambridge: Cambridge University Press.
- Uriel Jiménez, E. y Aldás Manzano, J. (2005). *Análisis multivariante aplicado*. España: Thomson.
- Von Stein (1968) *Insulvenzen privater banken* (University of Munchen).
- Weibel, P (1973) *The value of criteria to judge credit worthiness in the lending of banks*. Bern/Atuttgart.
- Weinrich, G (1978) *Prediction of credit worthiness, direction of credit operations by risk classes*. Wiesbaden. Galder.
- Winakor, A y Smith, R (1935): *Changes in financial structure of unsuccessful industrial companies*. Bureau of Business Research, Bulletin N° 51, University of Illinois.
- Zmijewski, M.E. (1984) *Methodological issues related to the estimation of financial distress prediction models*. *Journal of Accounting Research*, vol 22, N° 1 (1984): 59-82.