



CIENCIA CONTABLE: VISIÓN Y PERSPECTIVA

5 años de
de la PUCP



Capítulo 14

Libro homenaje
de la Facultad de Ciencias C



Óscar Alfredo Díaz Becerra
José Carlos Dextre Flores
Editores

BIBLIOTECA NACIONAL DEL PERÚ
Centro Bibliográfico Nacional

657 Ciencia contable: visión y perspectiva / Óscar Alfredo Díaz Becerra, José Carlos Dextre Flores,
C4 editores.-- 1a ed.-- Lima: Pontificia Universidad Católica del Perú, Fondo Editorial, 2017
(Lima: Tarea Asociación Gráfica Educativa).
405 p.: il., diagrs.; 24 cm.

«Libro homenaje por los 85 años de la Facultad de Ciencias Contables de la PUCP».
Incluye bibliografías.

D.L. 2017-15495
ISBN 978-612-317-308-1

1. Contabilidad - Ensayos, conferencias, etc. 2. Contabilidad - Normas 3. Contadores - Ética profesional 4. Auditoría - Normas 5. Finanzas públicas - Contabilidad 6. Contabilidad tributaria I. Díaz Becerra, Óscar Alfredo, 1962-, editor II. Dextre Flores, José Carlos, 1944-, editor III. Pontificia Universidad Católica del Perú

BNP: 2017-2877

Ciencia contable: visión y perspectiva

Libro homenaje por los 85 años de la Facultad de Ciencias Contables de la PUCP

Óscar Alfredo Díaz Becerra y José Carlos Dextre Flores, editores

© Pontificia Universidad Católica del Perú, Fondo Editorial, 2017

Av. Universitaria 1801, Lima 32, Perú

feditor@pucp.edu.pe

www.fondoeditorial.pucp.edu.pe

Diseño, diagramación, corrección de estilo
y cuidado de la edición: Fondo Editorial PUCP

Primera edición: noviembre de 2017

Tiraje: 500 ejemplares

Prohibida la reproducción de este libro por cualquier medio, total o parcialmente,
sin permiso expreso de los editores.

Hecho el Depósito Legal en la Biblioteca Nacional del Perú N° 2017-15495

ISBN: 978-612-317-308-1

Registro del Proyecto Editorial: 31501361701192

Impreso en Tarea Asociación Gráfica Educativa
Pasaje María Auxiliadora 156, Lima 5, Perú

PROPUESTA DE UN MODELO DE EVALUACIÓN DE PRÉSTAMOS

Oriol Amat i Salas
Marcos Antón
Raffaele Manini

Las instituciones financieras necesitan herramientas que les ayuden a decidir de un modo efectivo y eficiente teniendo en cuenta el tiempo y los costes incurridos para conceder créditos a los clientes que los soliciten. En este estudio, hemos profundizado en esta técnica y proponemos un modelo multivariante cuya utilidad se valida a partir de una muestra de empresas.

Palabras clave: Credit scoring, banca, préstamos.

1. INTRODUCCIÓN

Una de las actividades clave de las entidades de crédito es la concesión de préstamos. Dada la relevancia de esta actividad, las entidades destinan muchos recursos al análisis de la solvencia de los solicitantes de préstamos con el fin de minimizar los impagos, puesto que pueden dañar seriamente su rentabilidad y solvencia.

Este artículo expone las claves principales de una investigación que ha permitido obtener una fórmula diseñada para contribuir con la eficacia y la eficiencia de las entidades de crédito. Cabe anotar que se trata de una versión resumida de un artículo aceptado para la publicación en *Intangible Capital*. En este trabajo se propone un modelo discriminante para predecir si una empresa puede tener más o menos probabilidad de atender o no la devolución de un préstamo.

A nivel internacional, este es un tipo de investigación que se viene efectuando desde la década de 1960 (Altman, 1968; Orgler, 1970; Grablowsky & Talley, 1981; Emel y otros, 2003; Antón, 2007; Abdou & Pointon, 2011). El presente artículo se centra en la exposición de la metodología utilizada en este tipo de trabajos y expone una parte de los estudios empíricos utilizados. Para una lectura más detallada de la revisión de la literatura y del estudio empírico efectuado, se puede consultar Amat, Antón y Manini (2016).

2. METODOLOGÍA

Para llevar a cabo este estudio hemos utilizado una muestra de 80 000 empresas españolas que recibieron un préstamo bancario en 2005 y 2006. Hemos calculado cuarenta ratios de estas empresas (véase la tabla 1). Estos cuarenta ratios han sido identificados en la revisión de la literatura como ratios con mayor poder discriminante (Amat, Antón & Manini, 2016). Alrededor del 85% de las empresas atendieron todas sus cuotas de devolución de principal e intereses de los préstamos. Sin embargo, el 15% de ellas no cumplieron con sus obligaciones de crédito. En este caso, se ha considerado una empresa como impaga cuando no paga el importe de la deuda al vencimiento o, en el caso de los préstamos a largo plazo, cuando incumple al menos tres cuotas periódicas del préstamo.

Este estudio empírico tiene el objetivo de identificar una función que discrimine a las empresas a partir de una mayor o menor capacidad para cumplir con sus obligaciones de deuda. Las compañías con mayor probabilidad de cumplir con sus obligaciones serán consideradas solventes, mientras que serán consideradas insolventes las que tienen una menor probabilidad de ser capaces de cumplir con sus obligaciones. En este sentido, vamos a tratar de responder a las dos preguntas siguientes:

- ¿Qué ratios discriminan mejor las empresas en función de si son solventes o insolventes?
- ¿Cuál es la importancia relativa de estos ratios?

Para ello, se han utilizado varias técnicas estadísticas con un enfoque multifactorial (Altman, 1968) y que concretamente han consistido en el *Multivariate Analysis of Variance* (Manova), el *Linear Discriminant Analysis* (LDA) y los modelos Logit y Probit.

Asimismo, se han utilizado cuarenta ratios (ver tabla 1) que la literatura previa ha identificado como relevantes para predecir la insolvencia. Con el objetivo de encontrar un perfil final de las variables, se ha observado la significación estadística de las funciones alternativas diferentes, que incluyen la contribución relativa de cada variable (proporciones); también se considera la exactitud de la predicción de las diferentes funciones.

Tabla 1. Ratios usados para el estudio empírico

Ratios financieros	Ratios económicos
1. Activo corriente / Pasivo corriente	22. Coste de ventas / Ventas
2. (Cobros + Efectivo) / Pasivo corriente	23. Margen bruto / Ventas
3. Efectivo / Pasivo corriente	24. Gastos de personal / Ventas
4. (Activo corriente – Pasivo corriente)/ Pasivo corriente	25. Amortización / Ventas
5. (Activo corriente – Pasivo corriente)/Ventas	26. Pérdidas / Ventas
6. Patrimonio neto / Activo total	27. Gastos extraordinarios / Ventas
7. Patrimonio neto / Activos no corrientes	28. Ingresos extraordinarios / Ventas
8. Patrimonio neto / Pasivo total	29. Gastos financieros / Ventas
9. Patrimonio neto / Pasivo corriente	30. Gastos financieros / Préstamos
10. Pasivo corriente / Pasivo total	31. Ventas n / Ventas n-1
11. (Beneficio neto + Amortización) / Préstamos	32. Ebitda/ Activos
12. (Beneficio neto + Amortización) / Pasivo corriente	33. Ebitda / Ventas
13. Ebitda / Préstamos	34. Ebitda/ Gastos financieros
14. Ebitda / Pasivo corriente	35. Ebitda / Beneficio neto
15. Ventas / Activos	36. Beneficio neto / Activos
16. Ventas / Activos no corrientes	37. Beneficio neto / Ventas
17. Ventas / Activo corriente	38. Beneficio neto / Patrimonio neto
18. Ventas / Existencias	39. Dividendos / Beneficio neto
19. Coste de materiales / Existencias	40. Dividendos / Activos
20. (Cuentas a cobrar / Ventas) x 365	
21. (Proveedores /Compras) x 365	

Con el objetivo de evaluar la precisión del modelo discriminante, se proponen varias alternativas, que están en la matriz de clasificación (véase la tabla 2), en la que A y D representan la clasificación correcta. Por otro lado, B y C muestran los errores de clasificación:

- A es una empresa que se sabe que es insolvente y cuando se aplica el modelo, resulta insolvente: correcto.
- B es una empresa insolvente, pero, cuando se aplica el modelo, la empresa resulta solvente: incorrecto.
- C es una empresa de reconocida solvencia, pero, cuando se aplica el modelo, la empresa resulta insolvente: incorrecto.
- D es una empresa de reconocida solvencia y, cuando se aplica el modelo, la empresa resulta ser solvente: correcto.

Tabla 2. Matriz de clasificación de las empresas

Grupo real	Grupo predicho	
	Insolvente	Solvente
Insolvente	A	B
Solvente	C	D

El objetivo es identificar un modelo que luego se pueda aplicar a otras empresas para predecir si esas son solventes o insolventes.

3. RESULTADOS

De acuerdo con los resultados obtenidos, las dos preguntas que hemos tratado de responder en este estudio tienen las siguientes respuestas. Para la primera pregunta —acerca de qué ratios discriminan mejor las empresas sobre la base de si son solventes o insolventes—, se encontró que los cuatro ratios de la tabla 3 son los que tienen un poder superior para discriminar entre las empresas solventes e insolventes.

Tabla 3. Ratios con mayor poder predictivo y valores habituales para las empresas insolventes y solventes

Ratio	Empresas insolventes	Empresas solventes
Activo corriente (AC)/Pasivo corriente (PC)	< 1,2	≥ 1,42
Patrimonio neto (PN)/Activo (A)	< 0,3	≥ 0,4
Beneficio Neto (BN)/Activo (A)	< 0,01	> 0,05
Beneficio Neto (BN)/Patrimonio neto (PN)	< 0,03	> 0,07

En relación con la segunda pregunta —sobre cuál es la importancia relativa de estos ratios—, la fórmula Z siguiente permite identificar a una empresa con alta probabilidad de ser insolvente (cuando su valor es menor que cero). Que el valor de la Z sea mayor que cero indica que la empresa tiene una alta probabilidad de ser solvente:

$$Z = -3,9 + 1,28 (AC/PC) + 6,1 (PN/A) + 6,5 (BN/A) + 4,8 (BN/PN)$$

Como consecuencia de ello, a través del análisis discriminante, hemos identificado una función integrada por varios ratios que resultaron útiles para evaluar si una empresa puede ser clasificada como solvente o insolvente. Para probar la utilidad del modelo se han realizado varias aplicaciones prácticas. Seguidamente, se describe una de ellas.

4. APLICACIÓN DEL MODELO A SEIS EMPRESAS

En la tabla 4, la Z se ha aplicado a seis empresas españolas para evaluar la capacidad de la fórmula para predecir situaciones de insolvencia. Como ya se ha mencionado, un valor por encima de cero será un indicador de una empresa financieramente solvente. De las seis empresas analizadas hay cuatro que tenían antes del inicio de la crisis económica de 2008 un valor positivo de la Z. Son una cadena de televisión, una empresa textil, una aerolínea y unos grandes almacenes. Las cuatro empresas no han tenido ningún problema de insolvencia desde el inicio de la crisis en 2008 hasta la fecha de reacción de este artículo en el año 2016. Las otras dos empresas tenían un valor de la Z negativo: una compañía aérea y una empresa inmobiliaria. Como se indica en la tabla 4, las dos empresas han tenido problemas graves de insolvencia y, de hecho, ya se han liquidado.

Tabla 4. La aplicación de la fórmula Z a 6 empresas

	TV 2006	Textil 2007	Aerolínea 2007	Grandes almacenes 2006	Aerolínea 2006	Inmobiliaria 2006
x1 Activo corriente (AC)/ Pasivo corriente (PC)	2,54	1,21	2,11	0,78	1,5	1,9
x2 Patrimonio neto (PN) / Activo (A)	0,64	0,59	0,45	0,56	0,1	0,004
x3 Beneficio neto (BN) / Activo (A)	0,34	0,18	0,08	0,05	0,02	0,01
x4 Beneficio neto (BN) / Patrimonio neto (PN)	0,53	0,3	0,17	0,1	0,03	0,22
Z -3,9 + 1,28 x1 + 6,1 x2 + 6,5 x3 + 4,8 x4	8,0092	3,8578	2,8818	1,3194	-1,096	-0,3226
La empresa no ha tenido ningún problema de solvencia hasta 2016	x	x	x	X		
La empresa tuvo problemas de solvencia con posterioridad a 2008					Liquidación en 2010	Concurso de acreedores en 2010 y liquidación posterior en 2012

5. CONCLUSIONES

En este trabajo se ha desarrollado una fórmula Z y se ha aplicado a seis empresas, con lo cual se ha mostrado un elevado poder predictivo que puede ser útil para prever impagos basándose en los ratios de las empresas. Varias son las principales contribuciones del modelo propuesto. En primer lugar, se ha basado en una muestra muy amplia de empresas (80 000). En segundo lugar, se trata de una muestra muy fiable, puesto que, de cada empresa, se llegó a conocer si cumplió con sus obligaciones de pago de préstamos o no.

De cara a ampliaciones de esta línea de investigación, sería interesante incluir variables de comportamiento dentro de los modelos de calificación de crédito con el fin de fusionar la importancia de la experiencia humana y el análisis estadístico. Otro aspecto a considerar, en miras a investigaciones futuras, hace referencia a la heterogeneidad sectorial y de dimensión de la muestra utilizada, dado que la muestra contaba con empresas de todos los sectores de la economía y de todos los tamaños. Por tanto, sería interesante poder segmentar la muestra teniendo en cuenta sectores y dimensión, y así poder adaptar la fórmula obtenida a esas características empresariales que tanto pueden influir en la solvencia de las empresas. Esta indicación es especialmente relevante para sectores en los que las condiciones de funcionamiento pueden ser muy peculiares. Sería el caso, por ejemplo, de los supermercados, que cobran muy pronto y pagan más tarde, a partir de lo cual su funcionamiento financiero puede ser muy diferente al de la mayoría de sectores.

BIBLIOGRAFÍA

- Abdou, Hussein & John Pointon (2011). Credit Scoring, statistical techniques and evaluation criteria: A review of the literature. *Intelligent System in Accounting, Finance and Management*, 18, 59-88.
- Altman, Edward (1968). Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate Bankruptcy. *Journal of Finance*, 23(7), 589-609.
- Amat, Oriol; Marcos Antón & Raffaele Manini (2017). Credit Concession through credit scoring. Analysis and application proposal. *Intangible Capital*, 13(1), 51-68.
- Antón, Marcos (2007). Una propuesta alternativa en la valoración del riesgo de fracaso empresarial mediante la elaboración y aplicación a priori de modelos de predicción de alerta de crisis. *Revista de Contabilidad y Tributación CEF*, 88, 111-162.
- Emel, Ahmet; Muhittin Oral; Arnold Reisman & Reja Yolalan (2003). A credit scoring approach for the commercial banking sector. *Socio-Economic Planning Sciences*, 37, 103-123.
- Grablowsky, Bernie & Wayne Talley (1981). Probit and discriminant functions for classifying credit applicants: a comparison. *Journal of Economic and Business*, 33(3), 254-261.
- Orgler, Yair (1970). A credit scoring model for commercial loans. *Journal of Money, Credit and Banking*, 4(2), 435-445.