



FACULTAD
DE CIENCIAS
ECONÓMICAS



Universidad
Nacional
de Córdoba

REPOSITORIO DIGITAL UNIVERSITARIO (RDU-UNC)

DetECCIÓN DE EMPRESAS CON DIFICULTADES FINANCIERAS Y VALIDACIÓN DE SUS RATIOS CONTABLES A TRAVÉS DE MÉTODOS DE CLASIFICACIÓN

Norma Patricia Caro, Mariana Guardiola, María L. Mantovani

Artículo publicado en Revista de la Escuela de Perfeccionamiento en Investigación Operativa
Volumen 27, Número 46, 2019 – ISSN 0329-7322 / e-ISSN 1853 – 9777



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

DETECCIÓN DE EMPRESAS CON DIFICULTADES FINANCIERAS Y VALIDACIÓN DE SUS *RATIOS* CONTABLES A TRAVÉS DE MÉTODOS DE CLASIFICACIÓN

NORMA P. CARO ^{(1) (2)} – MARIANA GUARDIOLA ⁽³⁾ – MARÍA L. MANTOVANI ⁽⁴⁾

⁽¹⁾ Facultad de Ciencias Económicas–Universidad Nacional de Córdoba, Argentina

⁽²⁾ Centro de Investigaciones en Ciencias Económicas, CIECS UNC-CONICET

⁽³⁾ Facultad de Ciencias Económicas–Universidad Nacional de Córdoba, Argentina

⁽⁴⁾ Universidad Nacional de Córdoba, Argentina

pacaro@eco.unc.edu.ar-marianaguardiola@eco.unc.edu.ar-mantovanimlaura@gmail.com

Fecha recepción: Mayo 2019 Fecha aprobación: Octubre 2019

RESUMEN

La información que proveen los estados contables es esencial para la toma de decisiones y evaluación del desempeño de las empresas. Ésta resulta aún más relevante en la detección de situaciones de vulnerabilidad financiera. Con este propósito, el presente trabajo explora el comportamiento de los *ratios* contables que caracterizan a las empresas para detectar aquellas que poseen problemas financieros o no, cuando a priori se desconoce su grupo de pertenencia. El análisis comprende la comparación de mercados latinoamericanos: Argentina, Brasil, Chile y Perú, a partir de los estados contables de la década del 2000 disponibles en las respectivas Bolsas de Valores.

Se aplicó el análisis de conglomerados que permitió una primera aproximación a la conformación de grupos de empresas y a su caracterización en relación a su situación financiera.

Para identificar los *ratios* contables que resultaron significativos en la aglomeración de las empresas, se utilizaron métodos no paramétricos de comparación de medias.

Entre los resultados obtenidos, se destaca que las empresas con dificultades financieras son de menor tamaño y presentan índices de rentabilidad económica y flujo de fondos operativos menores a las empresas sin problemas de esta índole. Además, manifiestan altos niveles de endeudamiento y baja rotación del activo total.

PALABRAS CLAVE: Estadística Multivariada - Contabilidad – Análisis de Riesgo

ABSTRACT

Financial statements provide essential information for decision making and performance evaluation of companies. This information is even more relevant for identifying financial vulnerability situations. With this purpose, this article explores the behavior of certain financial ratios, aiming to determine whether a company is facing a financial challenge when their financial position

is unknown a priori. Latin American markets —Argentina, Brazil, Chile, and Peru— are compared in terms of their companies' financial ratios from the 2000 decade, available at the respective stock markets.

Cluster analysis provided the first approach in grouping companies and characterize them according to their financial position.

This article uses non-parametric methods for mean comparison to identify accounting ratios that were significant for clustering the companies.

Some findings strongly suggest that companies with financial difficulties are similar. These present lower economic profitability and cash flow indexes when compared to companies that are not facing these challenges. Moreover, they show higher debt levels and lower total asset turnover.

KEYWORDS: Multivariate Statistics - Accounting - Risk Analysis

1. INTRODUCCIÓN

El interés por la predicción del fracaso empresarial comenzó a ser conocido en los años treinta con los aportes de Fitzpatrick (1932) y Winakor y Smith (1935) con trabajos basados en sencillos planteamientos, a partir de análisis descriptivos univariados y fundamentados en el estudio de la evolución de los *ratios*¹ financieros. En la década de los sesenta se produjo un gran salto con las contribuciones de Beaver (1966), quien incorporó a la investigación el análisis discriminante univariado. Éste consiste en la evaluación separada de la capacidad predictiva de cada uno de los *ratios* considerados. No obstante, este enfoque pronto fue abandonado y sustituido paulatinamente por técnicas multivariadas que captan la estructura multidimensional de la empresa, siendo Altman (1968) el pionero en aplicarlas para describir y predecir situaciones de fracaso empresarial. En la década del 2000, Jones y Hensher (2004) ampliaron los modelos de pronóstico a partir del uso de modelos mixtos, los que permitieron considerar la historia de la empresa. Todas estas investigaciones fueron realizadas en economías desarrolladas.

Esta línea de investigación se enriqueció a partir de numerosos aportes de diferentes autores. Éstos proporcionaron nuevos enfoques que contribuyeron, por un lado, a mejorar los resultados de los modelos propuestos y, por otro, a investigar el comportamiento de las empresas en economías emergentes (Caro, 2014). En la actualidad, el interés por los modelos de predicción del fracaso empresarial no se limita únicamente al ámbito de la investigación, pues ha trascendido a distintos agentes económicos relacionados con la empresa convirtiéndose en un instrumento de gran eficacia y apoyo en el proceso de toma de decisiones.

¹ Relación cuantificada entre dos magnitudes que refleja una proporción o porcentaje (si se lo multiplica por 100).

En muchas ocasiones no se cuenta con el dato de la vulnerabilidad financiera como una manifestación ostensible de fracaso. Sin embargo, la información financiera proporcionada por los estados contables de las empresas puede resultar útil para detectar dicha situación. Es por eso que se plantea como interrogante: ¿Existen patrones de comportamiento en los *ratios* financieros que permitan detectar si una empresa presenta signos de vulnerabilidad financiera?

En este sentido, el objetivo principal de este trabajo es determinar reglas de clasificación que contribuyan a detectar si una empresa está en crisis o no, teniendo en cuenta los *ratios* financieros. Para ello, se utilizó el análisis de conglomerados o *cluster* para clasificar empresas en alguno de estos estados en base al conocimiento real de un grupo de empresas. Se considera que una empresa está en estado de crisis cuando presenta alguna de las siguientes situaciones: incapacidad de cumplir con las obligaciones de pago, obtención de magnitudes excesivas de pérdidas y/o declaración de quiebra.

El presente trabajo comprende el análisis de empresas de Argentina, Brasil, Chile y Perú que cotizan sus acciones en los respectivos mercados bursátiles en el período 2003-2011. A partir de los estados contables publicados por estas empresas se calculó un conjunto de *ratios* que caracterizan su situación financiera (Caro *et al.* 2013). Sobre esta información se realizó inicialmente un análisis exploratorio de las empresas que constituyen la muestra. Luego se aplicaron técnicas estadísticas de clasificación para distinguir y caracterizar cada uno de los grupos.

Este trabajo comienza con una introducción en la que se establecen los objetivos y la motivación del mismo. A continuación, se realiza una breve descripción de antecedentes. Luego se detalla la muestra seleccionada y las variables medidas, para continuar con la aplicación de técnicas de análisis y herramientas estadísticas que permitan evaluar si la información contable es útil con fines descriptivos. Finalmente se exponen los resultados obtenidos, su discusión y conclusiones.

2. MARCO TEÓRICO

Los primeros estudios para detectar empresas en crisis con metodología estadística se realizaron en el marco del análisis univariado. Entre éstos se destacan los trabajos de Beaver (1966) y Altman (1968), quien luego incursionó en métodos multivariados capaces de captar la estructura multidimensional de las empresas con un enfoque en el análisis discriminante múltiple.

Altman, Haldeman y Narayanan (1977) y Taffler (1984) contribuyeron en el avance de estos estudios, alcanzando resultados con errores de clasificación incorrecta pequeños. Sin embargo, las restricciones estadísticas a las que está sujeta esta metodología (independencia y normalidad de las variables e igualdad de las matrices de varianza-covarianza), que no se verificaban en algunas ocasiones, desvirtuaban en gran medida los resultados disminuyendo su grado de fiabilidad. Esto motivó a los investigadores a la

búsqueda de otras técnicas, centrando su atención en los modelos de probabilidad condicional. Es el caso del modelo *logit*, que permite obtener la probabilidad de fracaso de una empresa condicionada a un conjunto de variables predictoras (Ohlson, 1980, Casey y Bartczak, 1985, Keasey y Watson, 1991 y Platt y Platt, 1990). Comparando los resultados obtenidos de la aplicación de esta nueva técnica con el análisis discriminante, Lennox (1999) otorgó mayor eficacia al modelo *logit*. La proliferación de la regresión logística a partir de la década de los ochenta tuvo lugar gracias a que la misma no requiere el supuesto de normalidad y permite incorporar variables categóricas.

Todos estos trabajos aplicaron metodología de corte transversal, que resulta inadecuada cuando se analizan varios períodos de tiempo (estados contables) por empresa, ya que se incumple el supuesto de independencia. Esto motivó a Jones y Hensher (2004) a trabajar con modelos para datos longitudinales como son los modelos mixtos.

Cabe mencionar que los modelos de Altman se han aplicado tanto en economías desarrolladas como en economías emergentes. Los modelos mixtos propuestos por Jones y Hensher en el año 2004 fueron aplicados en empresas argentinas (Caro, Díaz y Porporato, 2013), lo que constituye un primer antecedente en economías latinoamericanas.

Desde la década de los 60, el interés de las investigaciones empíricas en el campo del fracaso empresarial está centrado principalmente en la caracterización económico-financiera de las empresas en crisis por un lado y de las que no se encuentran en esta situación por el otro. La mayoría de los estudios aplican la experimentación sobre diferentes sectores económicos, períodos de análisis, ámbitos geográficos, variables explicativas y metodologías estadísticas. No obstante, los modelos de predicción de fracaso empresarial continúan presentando ciertas limitaciones en relación a la estabilidad para muestras diferentes a las utilizadas en la estimación y a la reducción de la capacidad explicativa de las variables a medida que se extiende el horizonte temporal para el que se desea realizar la predicción. Por ello, la estabilidad de estos modelos dependerá de la estacionalidad de las condiciones económico-financieras, del tamaño de la empresa, entre otros. (Manzaneque Lizano *et al.* 2010).

También Laitinen (1991) y Stephen y Dugan (2001) afirman que una de las limitaciones de estos modelos deriva de la composición de la muestra de empresas en crisis. Por un lado, debido a la conformación de muestras de empresas no homogéneas en relación a las variables explicativas consideradas, ya que existen diferentes niveles de dificultad financiera y/o económica. Por otro, debido al comportamiento que experimenta cada una de estas empresas durante el período de crisis hasta alcanzar niveles de fracaso empresarial. Respecto al primer aspecto mencionado, autores como Laitinen (1991, 1993) y Ward (1994), entre otros, señalan que la composición de la muestra de estimación podría incidir en el peso e importancia de las variables en el modelo desarrollado. En relación al segundo aspecto, las condiciones

económico-financieras de las empresas que atraviesan procesos de crisis dependen mayoritariamente de las decisiones y políticas propias de su gestión (Argenti, 1976; Ooghe y De Prijcker, 2008). En definitiva, estos aspectos pueden incidir en la selección de los indicadores para la detección del fracaso, en el momento en el que éstos se manifiesten y, en definitiva, en la probabilidad de que las empresas sean liquidadas o continúen funcionando.

Teniendo en cuenta que las empresas fracasadas no constituyen un grupo homogéneo, antes de aplicar estos modelos de predicción, resulta de suma importancia definir correctamente la muestra de empresas con fracaso y sin él.

En la actualidad hay una vasta variedad de modelos predictivos que van incrementando sus potencialidades en este tema, para lo que es necesario testear que la muestra y las variables utilizadas sean las adecuadas en diferentes economías y horizontes temporales.

3. MUESTRA Y VARIABLES

En la revisión de la literatura sobre fracaso empresarial en economías emergentes se advierte que, la mayoría de las investigaciones se han centrado en empresas que cotizan en las Bolsas o Mercados de Valores, debido a que están obligadas a presentar sus estados financieros con normas de auditoría para uso de terceros. Por ello, se trabajó con empresas cotizantes.

Por otro lado, en las economías emergentes el número de empresas cotizantes es relativamente bajo, por lo que se trabaja con muestras de menor tamaño que en otras investigaciones realizadas en economías desarrolladas.

Para este trabajo, cabe aclarar que se seleccionó una muestra de empresas (en crisis y sin ella) en el tiempo. Particularmente, se consideraron 57 empresas de Argentina, 189 de Chile, 50 de Perú y 157, de Brasil. En la conformación de las muestras se excluyeron bancos, compañías financieras y de seguros, ya que poseen una regulación específica y su análisis no sería comparable con las demás empresas (Altman, 1968).

El total de empresas seleccionadas de cada país está formado por empresas en crisis (todas las que cotizaron en el periodo bajo análisis) y empresas que no presentan signos de crisis (una muestra aleatoria en dicho período).

Los *ratios* financieros utilizados (Caro *et al.* 2013) se definen a continuación:

- **Ratio de flujo de fondos:** mide la posición de efectivo originado por las actividades operativas respecto al total del activo.
- **Ratio de liquidez:** mide la proporción de los recursos más líquidos de la empresa (disponibilidades e inversiones que pueden hacerse efectivas dentro de las 24 horas) sobre el total de activo.
- **Ratio de rotación del activo total:** mide la relación entre las ventas y el activo total.

- **Ratio de endeudamiento:** mide la relación de las deudas (capital de terceros) sobre el capital aportado por los dueños de la empresa.
- **Ratio de rentabilidad económica:** mide la rentabilidad en función de las ganancias de la explotación, la capacidad básica de generación de utilidades.
- **Ratio de capital de trabajo:** 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.

También se consideró como característica de la empresa su tamaño, medido a través del logaritmo natural del activo total. Esta variable ha sido sugerida por Altman *et al.* (1977).

Adicionalmente, se definió como variable dependiente (respuesta) el estado de la empresa: sana o en crisis. Las empresas en crisis son aquellas que mostraron signos de vulnerabilidad financiera en la década del 2000, a saber: procesos judiciales de concursos o quiebras; pérdidas excesivas que absorben un porcentaje importante del capital o del patrimonio neto, o bien que coticen sus acciones en ronda reducida o se suspenda la misma por problemas financieros. Por otro lado, las empresas sanas son las que no manifestaron estos signos en el mencionado período.

Cabe destacar que se consideraron sólo dos categorías en la variable respuesta, ya que no existen datos suficientes para subclasificar a la categoría “en crisis” en: empresas sometidas a proceso judicial, empresas recuperadas, entre otras (Jones y Hensher, 2004).

4. METODOLOGÍA

Con el propósito de determinar grupos naturales de empresas en cada uno de los países, se aplicó la técnica de análisis de conglomerados o *cluster*. Ésta permite clasificar distintas observaciones en grupos de tal forma que:

- cada grupo (conglomerado o *cluster*) sea homogéneo respecto a las variables utilizadas para caracterizarlos, es decir que cada observación contenida en él sea parecida a todas las que estén incluidas en ese grupo y
- que los grupos sean lo más distintos posible unos de otros respecto a las variables consideradas (Manzano y Jiménez, 2017).

Es decir, esta técnica multivariada permite definir grupos de empresas homogéneos internamente y heterogéneos entre sí en relación a los *ratios* financieros definidos.

Se empleó el método jerárquico aglomerativo con distancias euclídeas y el método de Ward.

Siguiendo a Peña (2002, p. 230), “*Los métodos jerárquicos parten de una matriz de distancia o similitud entre los elementos de la muestra y construyen una jerarquía basada en estas distancias*”. En particular, en el algoritmo jerárquico de aglomeración, “*inicialmente cada individuo es un grupo*

en sí mismo. Sucesivamente se van formando grupos de mayor tamaño fusionando grupos cercanos entre sí. Finalmente, todos los individuos confluyen en un solo grupo" (Manzano y Jiménez, 2017, p. 88).

El método de Ward busca maximizar la homogeneidad dentro de cada conglomerado. Con este propósito, calcula los centroides de los grupos resultantes de las posibles fusiones, y a continuación minimiza la distancia de todas las observaciones al centroide del grupo respectivo.

Con el objetivo de validar si los conglomerados obtenidos permiten generar una regla para detectar empresas en crisis (en cada uno de los mercados) cuando se desconoce su estado de pertenencia, se utilizó una prueba no paramétrica. Los métodos no paramétricos deben su popularidad a que relajan los supuestos que deben cumplirse para poder aplicar pruebas paramétricas. Además, tienen ventajas en términos de eficiencia y validez cuando el supuesto de normalidad no se cumple (Lehmann, 1975).

Se aplicó la prueba de Wilcoxon a dos colas para comparación de medias en muestras independientes. Ésta permitió verificar si existía o no diferencia significativa entre las medias de los *ratios* para cada grupo resultante del análisis de *cluster*. Los *ratios* para las empresas se ranearon, con W_{G1} y W_{G2} denotando la suma de los rangos del grupo 1 (G1) y los del grupo 2 (G2), respectivamente. La hipótesis nula a ser testeada es que no existe diferencia entre la media de los *ratios* del Grupo 1 y la del Grupo 2. Esta hipótesis es rechazada cuando la suma de los rangos del Grupo 2 es suficientemente más grande o más chica que la de los rangos del Grupo 1 (Lehmann, 1975).

5. RESULTADOS

En cada país, a través del análisis de *cluster* resultaron dos grupos de empresas homogéneos internamente y heterogéneos entre sí, en relación al comportamiento de sus *ratios*, de interés para la investigación. Los dendrogramas utilizados para la identificación de estos dos grupos de empresas se presentan en el Anexo (FIGURAS 2, 3, 4 y 5).

Dado que se contaba con el dato del estado real de las empresas, se pudo utilizar el mismo para verificar si la técnica de análisis de conglomerados era adecuada para la clasificación (TABLA 1). Se considera error tipo I, a las observaciones no detectadas como en crisis que en realidad lo están y error tipo II, a aquellas detectadas como en crisis que en realidad no poseen esta condición.

En el caso de Argentina, la muestra estaba constituida con la información de los estados contables anuales de 57 empresas, 44 sanas y 13 en crisis; en Chile se analizaron 189 empresas, 156 sanas y 33 en crisis; en Perú, 50 empresas, 37 sanas y 13 en crisis y por último, en Brasil se analizaron 157 empresas, 144 sanas y 13 en crisis.

En la TABLA 1 se presentan los resultados de la agrupación de las empresas para los mercados analizados según su estado.

Argentina				Chile			
Empresas	Grupo 1	Grupo 2	Total	Empresas	Grupo 1	Grupo 2	Total
Sanas	25	19	44	Sanas	133	23	156
En crisis	1	12	13	En crisis	9	24	33
Total	26	31	57	Total	142	47	189
Distr. % en crisis	8%	92%	100%	Distr. % en crisis	27%	73%	100%

Perú				Brasil			
Empresas	Grupo 1	Grupo 2	Total	Empresas	Grupo 1	Grupo 2	Total
Sanas	25	12	37	Sanas	136	8	144
En crisis	1	12	13	En crisis	4	9	13
Total	26	24	50	Total	140	17	157
Distr. % en crisis	8%	92%	100%	Distr. % en crisis	31%	69%	100%

TABLA 1. Asignación de las empresas a cada grupo.

Se puede observar que en el Grupo 1, se concentró la mayoría de las empresas sanas de cada mercado y en el Grupo 2, la mayoría de las empresas en crisis. En Argentina y Perú, más del 90% de las empresas en crisis se ubicaron en un mismo grupo. En el caso de Chile y Brasil, 73% y 69%, respectivamente.

En la FIGURA 1 se muestran los promedios de los distintos *ratios* según el agrupamiento realizado y el mercado. Para la construcción de estos gráficos se utilizó la información de las empresas correctamente clasificadas en cada uno de los conglomerados. Es decir, empresas sanas que integraron el Grupo 1 (G1) y empresas en crisis que formaron parte del Grupo 2 (G2).

De la lectura de los gráficos se puede observar que las características -comportamientos de los *ratios*- que permiten detectar empresas con vulnerabilidad financiera son diferentes en cada uno de los países analizados.

Luego de haber obtenido la clasificación, se llevó a cabo un test de diferencia de medias para concluir si los grupos eran significativamente diferentes. En virtud de que algunos *ratios* no verificaban el supuesto de normalidad, se procedió a utilizar la Prueba de Wilcoxon para muestras independientes, que es un método no paramétrico de contraste de medias. Los resultados se muestran en el TABLA 2.

En Argentina, las empresas con dificultades financieras se caracterizan por tener bajos índices de flujo de fondos y de rentabilidad en relación a las sanas. Éstos, en promedio, arrojan valores del -7% y -21%, respectivamente. Por otra parte, las empresas en crisis de este mercado presentan importantes niveles de endeudamiento, con un índice medio del 330%.

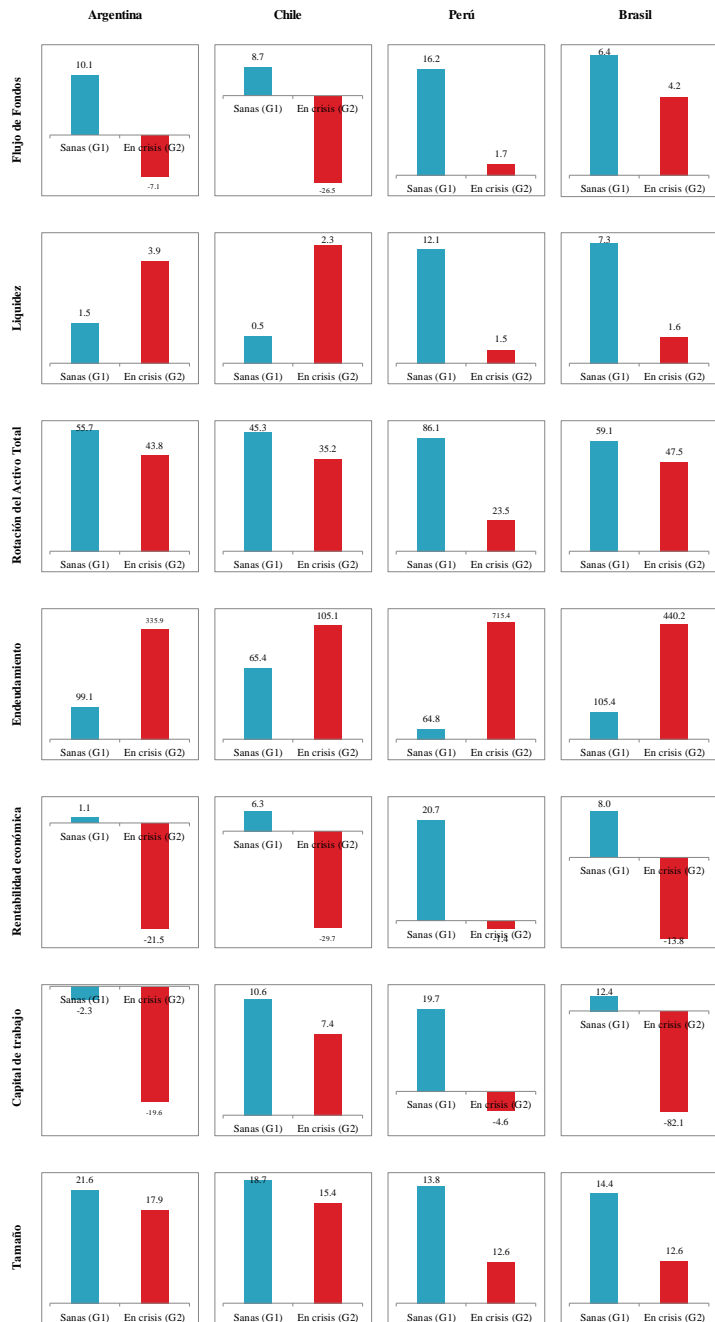


FIGURA 1. Promedios (en %) de los ratios contables según el agrupamiento realizado para cada país

Argentina				Chile			
	Media G1	Media G2	p-value		Media G1	Media G2	p-value
Flujo de Fondos	10.11	-7.10	0.0114 **	Flujo de Fondos	8.69	-26.47	< 0.0001 ***
Liquidez	1.52	3.92	0.8711	Liquidez	0.52	2.25	0.0578 *
Rotación del Activo Total	55.66	43.84	0.2425	Rotación del Activo Total	45.27	35.25	0.0208 **
Endeudamiento	99.07	335.88	0.0322 **	Endeudamiento	65.36	105.15	0.7072
Rentabilidad económica	1.09	-21.50	0.0001 ***	Rentabilidad económica	6.31	-29.65	< 0.0001 ***
Capital de trabajo	-2.28	-19.63	0.4754	Capital de trabajo	10.62	7.43	0.1502
Tamaño	21.62	17.88	< 0.0001 ***	Tamaño	18.70	15.38	< 0.0001 ***

Perú				Brasil			
	Media G1	Media G2	p-value		Media G1	Media G2	p-value
Flujo de Fondos	16.23	1.69	< 0.0001 ***	Flujo de Fondos	6.42	4.21	0.2070
Liquidez	12.13	1.50	< 0.0001 ***	Liquidez	7.34	1.58	0.0055 ***
Rotación del Activo Total	86.07	23.48	< 0.0001 ***	Rotación del Activo Total	59.10	47.47	0.5174
Endeudamiento	64.79	715.37	0.0164 **	Endeudamiento	105.37	440.24	0.0001 ***
Rentabilidad económica	20.71	-1.45	< 0.0001 ***	Rentabilidad económica	7.96	-13.80	0.0004 ***
Capital de trabajo	19.69	-4.57	0.0009 ***	Capital de trabajo	12.42	-82.14	< 0.0001 ***
Tamaño	13.78	12.64	0.0179 **	Tamaño	14.44	12.63	0.0064 ***

TABLA 2. Prueba de Wilcoxon para muestras independientes (en %) ²

Las empresas en crisis del mercado peruano tienen menores *ratios* de flujo de fondos y de liquidez que las empresas que no presentan estas circunstancias. Estos *ratios* son, en promedio, del 2%. También los índices de rentabilidad económica y de capital de trabajo son menores en las empresas en crisis, en este caso negativos y cercanos al -1% y -5%, respectivamente. Otro *ratio* con desempeño inferior en las empresas con vulnerabilidad financiera es el de la rotación del activo total, con una media del 23%. Por último, el índice de endeudamiento de este grupo de empresas supera sustancialmente al de las restantes, aproximándose al 710%.

En Chile, las empresas en crisis muestran menores índices de flujo de fondos y de rentabilidad económica que las sanas, asumiendo valores negativos de alrededor de -30%. La rotación del activo total es también inferior en este tipo de empresas, con una media del 35%. Si bien se observa mayor *ratio* de liquidez promedio en este grupo, se trata de partidas a corto plazo que se utilizan para cumplir con obligaciones corrientes.

En el mercado brasilero, las empresas con inconvenientes de esta índole se caracterizan por un índice de endeudamiento sustancialmente mayor en comparación con el otro grupo, promediando el 440%. También son empresas que manifiestan bajos *ratios* de liquidez, de rentabilidad económica y de capital de trabajo. Estos arrojan valores promedio del 2%, -14% y -82%, respectivamente.

En cuanto al tamaño de las empresas en crisis, significativo en los cuatro mercados, se trata de firmas relativamente pequeñas en comparación a las sanas. Dado que este índice arroja valores similares para ambos grupos,

² Referencias: * significativo al 10%, ** significativo al 5%, *** significativo al 1%. G1 es Grupo 1 -en él se concentró la mayoría de las empresas sanas del mercado- y G2 grupo 2 -en él se concentró la mayoría de las empresas en crisis del mercado-.

debe ser considerado en simultáneo con el resto de los *ratios* al momento de clasificar a una empresa cuando se desconoce su estado de pertenencia.

6. DISCUSIÓN

Todos los *ratios* utilizados resultaron significativos en al menos alguno de los países que constituyeron este estudio.

El *ratio* de rentabilidad económica 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 también se confirma en esta investigación en todos los países. Esto significa que a menores utilidades -o presencia de pérdidas-, más posibilidad tiene la empresa de estar atravesando un proceso de crisis.

Respecto al índice de flujo de fondos, 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. Este indicador resultó significativo en Argentina, Chile y Perú.

Si bien el índice de liquidez y el de rotación del activo no siempre reflejan signos de vulnerabilidad financiera, en el caso de las empresas chilenas y peruanas evidenciaron que, a menor liquidez y menor rotación, mayor posibilidad de fracaso empresarial.

Otro indicador clave en este estudio es el endeudamiento -deudas respecto al patrimonio neto-, habiendo resultado significativo en todos los países excepto en Chile.

El índice de capital de trabajo suele ser un indicador que no aporta a la diferenciación entre ambos tipos de empresas, aunque en este caso resultó significativo para Perú y Brasil.

A la luz de los resultados obtenidos y en concordancia con la literatura consultada, se puede confirmar que los *ratios* seleccionados reflejan en cierta medida el comportamiento de las empresas y, a su vez, permiten realizar un diagnóstico eficaz en miras a detectar empresas que se encuentren atravesando un proceso de crisis financiera.

Cuando se desconoce el estado de las empresas, la metodología propuesta en este trabajo permite agruparlas en sanas o en crisis y así luego poder aplicar modelos de predicción. Los resultados obtenidos fueron validados con datos reales correspondientes a mercados en los que se disponía de la información sobre el estado de crisis empresarial.

7. CONCLUSIONES

Los modelos de gestión de riesgo tienen gran aplicabilidad en la evaluación de los resultados futuros del gerenciamiento empresarial para predecir, a mediano plazo, procesos de gestación e instalación de estados de vulnerabilidad financiera. En particular, constituyen una valiosa herramienta para las entidades financieras al momento de controlar los riesgos crediticios a los que se enfrentan en su operatoria comercial.

Del análisis realizado se desprende que los *ratios* tienen un comportamiento que diferencia a las empresas en cada grupo según su estado, ya que las empresas en crisis tienen menor índice de rentabilidad, menor liquidez y mayor endeudamiento que las sanas.

De esta manera se puede concluir que, a través del uso de técnicas exploratorias multivariadas, resulta posible contar con una regla de clasificación para las empresas en cada país. Esto permite a entidades financieras, inversores y empresarios, identificar empresas con problemas financieros cuando no se dispone del dato real de su estado -sanas o en crisis-, permitiéndoles tomar decisiones y emprender acciones acordes a la verdadera situación de la empresa.

Con el dato de la vulnerabilidad financiera y los *ratios* que clasifican a las empresas en ambos tipos, es posible avanzar en la modelización de la probabilidad de ingresar o no en un estado de crisis financiera.

En el presente trabajo se identificaron los factores que inciden en la situación de crisis de las empresas cotizantes en los mercados latinoamericanos bajo análisis.

Futuras líneas de investigación podrían avanzar en el desarrollo de modelos específicos de predicción de crisis en el marco de economías latinoamericanas, y atendiendo a las diferencias en relación a las economías desarrolladas para las que originalmente dichos modelos han sido estudiados.

8. REFERENCIAS

ALTMAN, E. (1968). FINANCIAL RATIOS, DISCRIMINATE ANALYSIS AND THE PREDICTION OF CORPORATE BANKRUPTCY. *Journal of Finance*, 23(3), págs. 589-609.

ALTMAN, E., HALDEMAN, R. y NARAYANAN, P. (1977). ZETA ANALYSIS: A NEW MODEL TO IDENTIFY BANKRUPTCY RISK OF CORPORATIONS. *Journal of Banking and Finance*, 1(1), págs. 29-54.

ARGENTI, J. (1976): CORPORATE PLANNING AND CORPORATE COLLAPSE. *Lon Range Planning*. 9(6), págs. 12-17.

BEAVER, W. (1966). FINANCIAL RATIOS AS PREDICTORS OF FAILURES. EMPIRICAL RESEARCH IN ACCOUNTING SELECTED STUDIES 1966. *Journal of Accounting Research*, Supplement, 5, págs. 71-111.

CARO, N. (2014). MODELOS DE PREDICCIÓN DE CRISIS FINANCIERA EN EMPRESAS: UNA REVISIÓN DE LA LITERATURA. *Revista Internacional Legis de Contabilidad y Auditoría*, 58, págs. 135-183.

CARO, N., DÍAZ, M. Y PORPORATO, M. (2013). PREDICCIÓN DE QUIEBRAS EMPRESARIALES EN ECONOMÍAS EMERGENTES: USO DE UN MODELO LOGÍSTICO MIXTO. *REVISTA DE MÉTODOS CUANTITATIVOS PARA ECONOMÍA Y EMPRESA*, 16, págs. 200-215.

CASEY, C. Y BARTCZAK, N. (1985). USING OPERATING CASH FLOW DATA TO PREDICT FINANCIAL DISTRESS: SOME EXTENSIONS. *Journal of Accounting Research*, págs. 384-401.

FITZPATRICK, P. (1932). A COMPARISON OF RATIOS OF SUCCESSFUL INDUSTRIAL ENTERPRISES WITH THOSE OF FAILED FIRMS. En *Certified Public Accountant*, octubre, noviembre y diciembre, págs. 598-731.

JONES, S. Y HENSHER, D. (2004). PREDICTING FIRM FINANCIAL DISTRESS: A MIXED LOGIT MODEL. *The Accounting Review*, 79(4), págs. 1011-1039.

KEASEY, K. Y WATSON, R. (1991). FINANCIAL DISTRESS PREDICTION MODELS: A REVIEW OF THEIR USEFULNESS 1. *British Journal of Management*, 2(2), págs. 89-102.

LAITINEN, E. (1991) FINANCIAL RATIOS AND DIFFERENT FAILURE PROCESSES. *Journal of Business Finance and Accounting*, 18(5), págs. 649-673

LAITINEN, E. (1993) FINANCIAL PREDICTORS FOR DIFFERENT PHASES OF THE FAILURE PROCESS, *OMEGA*, 21(2), págs. 215-228.

LEHMANN, E. (1975). *NONPARAMETRICS STATISTICAL METHODS BASED ON RANKS*. Estados Unidos: Mc Graw Hill.

LENNOX, C. (1999). IDENTIFYING FAILING COMPANIES: A RE-EVALUATION OF THE LOGIT, PROBIT AND DA APPROACHES. *Journal of Economics and Business*, 51(4), págs. 347-364.

MANZANEQUE LIZANO, M., BANEGAS OCHOVO, R. Y GARCÍA PÉREZ DE LEMA, D. (2010). DIFERENTES PROCESOS DE FRACASO EMPRESARIAL. UN ANÁLISIS DINÁMICO A TRAVÉS DE LA APLICACIÓN DE TÉCNICAS ESTADÍSTICAS CLÚSTER. *Revista Europea de Dirección y Económica de la Empresa*, 19(3), págs. 67-88.

MANZANO, J. A. y JIMÉNEZ, E. U. (2017). *ANÁLISIS MULTIVARIANTE APLICADO CON R*. España: Paraninfo SA.

OHLSON, J. (1980). FINANCIAL RATIOS AND THE PROBABILISTIC PREDICTION OF BANKRUPTCY. *Journal of Accounting Research*, 18(1), págs. 109-131.

OOGHE, H Y DE PRIJCKER, S (2008) FAILURE PROCESSES AND CAUSES OF COMPANY BANKRUPTCY: A TYPOLOGY. *Management Decision*, 46(2), págs. 223-242.

PEÑA, D. (2002). *ANÁLISIS DE DATOS MULTIVARIANTES*. España: Mc Graw Hill.

PÉREZ, A. L. G., RODRÍGUEZ, A. C., MOLINA, M. A., & DEL PINO, I. B. (2004). LA INESTABILIDAD DE LOS MODELOS DE PREDICCIÓN DEL FRACASO EMPRESARIAL. En La gestión del riesgo financiero y la nueva ley concursal. Asociación Española de Contabilidad y Administración de Empresas, AECA. págs. 17.

PLATT, H. D. Y PLATT, M. B. (1990). DEVELOPMENT OF A CLASS OF STABLE PREDICTIVE VARIABLES: THE CASE OF BANKRUPTCY PREDICTION. *Journal of Business Finance & Accounting*, 17(1), págs. 31-51.

STEPHEN, J Y DUGAN, M (2001). THE LIMITATIONS OF BANKRUPTCY PREDICTION MODELS: SOME CAUTIONS FOR THE RESEARCHER. *Review of Quantitative Finance and Accounting*, 17(2), págs. 151-166.

TAFFLER, R. (1984). EMPIRICAL MODELS FOR THE MONITORING OF U.K. CORPORATIONS. *Journal of Banking and Finance*, págs. 199-227.

WARD, T.J. (1994). AN EMPIRICAL STUDY OF THE INCREMENTAL PREDICTIVE ABILITY OF BEAVER'S NAÏVE OPERATING FLOW MEASURE USING FOUR-STATE ORDINAL MODELS OF FINANCIAL DISTRESS. *Journal of Business Finance & Accounting*, 21(4), págs. 547- 560.

WINAKOR, A. Y SMITH, R. (1935). CHANGES IN FINANCIAL STRUCTURE OF UNSUCCESSFUL INDUSTRIAL COMPANIES. Bureau of Business Research, Boletín 51, University of Illinois.

9. ANEXO

9.1 Dendrogramas de empresas de cada país

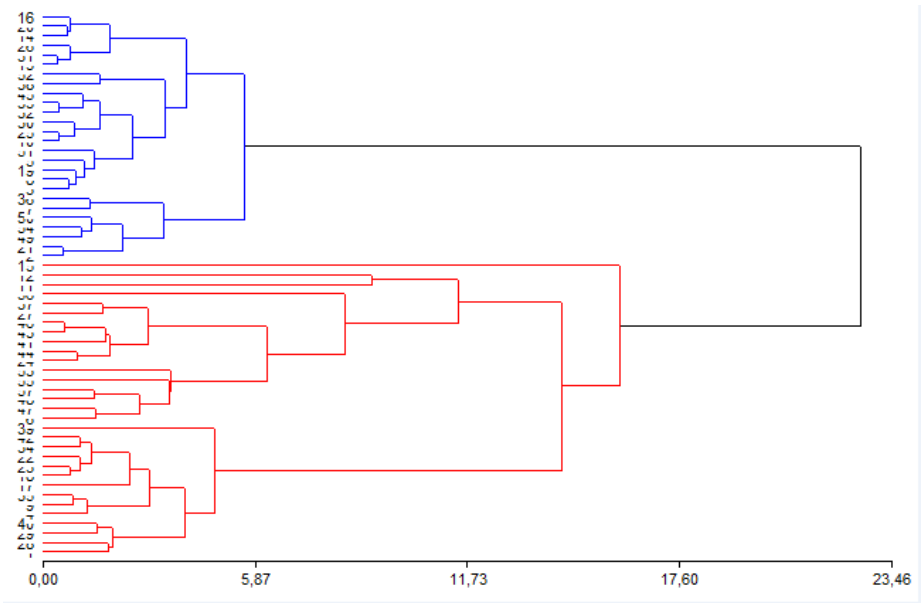


FIGURA 2. Empresas argentinas

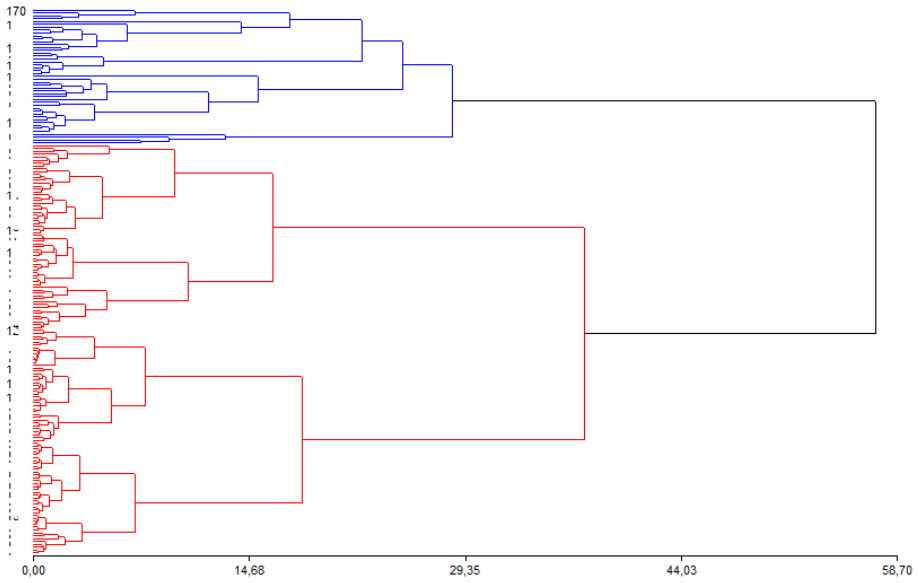


FIGURA 3. Empresas chilenas

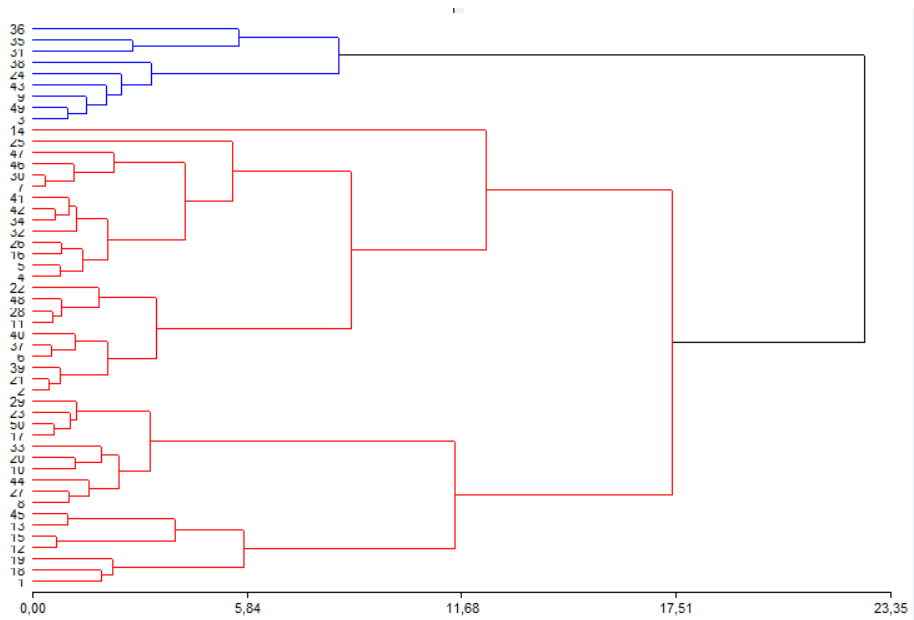


FIGURA 4. Empresas peruanas

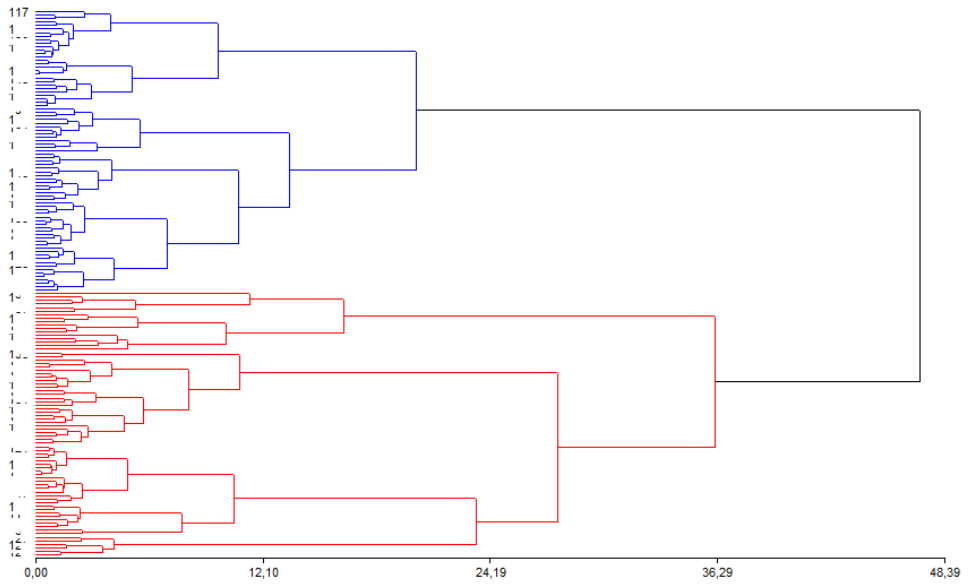


FIGURA 5. Empresas brasileiras