

Predicción del fracaso empresarial utilizando métricas de flujo de efectivo

Viviana Lambreton Torres¹   - Universidad de Monterrey, México

Resumen

El propósito de esta investigación es examinar la eficiencia de métricas de flujo de efectivo para pronosticar la probabilidad de quiebra de las compañías. A través de un modelo de regresión logística, se analizó la información de 58 empresas con problemas financieros graves y 54 empresas sanas por un período de 5 años. Los resultados indican que cinco de las diez métricas analizadas son predictores eficientes de la probabilidad de quiebra, con un porcentaje de predicción correcta del 87.73% de los casos. De igual forma, se determinó que las empresas sanas y con dificultades financieras presentan métricas de flujo estadísticamente diferentes entre sí, por lo que se recomienda un mayor uso de índices de flujo de efectivo en el análisis financiero. La limitante de este estudio fue el conformar la muestra de empresas que se hayan declarado formalmente en quiebra al 31 de diciembre del 2019. Esta investigación aporta al conocimiento al demostrar que las métricas de flujo de efectivo son una herramienta confiable en el pronóstico de la probabilidad de problemas financieros graves en el contexto de México.

Clasificación JEL: M41, G3, G32, G33, C30, C39.

Palabras clave: Probabilidad de quiebra, regresión logística, métricas de flujo, dificultades financieras.

Predicting Business Failure Using Cash Flow Metrics

Abstract

The purpose of this research is to examine the efficiency of cash flow metrics to forecast the probability of default of companies. Through a logistic regression model, the information of 58 companies with financial distress and 54 healthy companies had been analyzed for a period of 5 years. The results indicate that five of the ten metrics analyzed are efficient predictors of the probability of bankruptcy, with a correct prediction percentage of 87.73% of the cases. Similarly, it was determined that healthy companies and companies with financial difficulties have statistically different flow metrics from each other, so a greater use of cash flow metrics in financial analysis is recommended. The limitation of this study was to conform the sample of companies declared in default as of December 31, 2019. This research contributes to knowledge by demonstrating that cash flow metrics are a reliable tool in forecasting the probability serious financial problems in the context of Mexico.

JEL Classification: M41, G3, G32, G33, C30, C39.

Keywords: Failure predictions, logistic regression, cash ratios, company failure.

¹ Autor de correspondencia. Av. Ignacio Morones Prieto 4500 Poniente, Col. Jesús M. Garza, San Pedro Garza García, N.L. C.P. 66238. Tel 8110250455. Email: viviana.lambreton@udem.edu

*Sin fuente de financiamiento para el desarrollo de la investigación



1. Introducción

Los estados financieros básicos deben proporcionar información útil y confiable para que usuarios tanto externos como internos la utilicen como base para su toma de decisiones. Tradicionalmente, el análisis de los estados financieros se ha enfocado principalmente en el estudio de métricas obtenidas a partir de información presentada en el balance general y en el estado de resultados.

A pesar de que el estado de flujos de efectivo se introdujo hace más de 30 años, es utilizado con poca frecuencia en el análisis financiero no obstante de proporcionar información relevante acerca de la forma en que está generando efectivo y la manera que éste es utilizado, permitiendo, de esta forma, analizar la liquidez, sostenibilidad y solvencia de las organizaciones.

La poca utilización del estado de flujos de efectivo en el análisis pudo ser constatada en la investigación efectuada por Arnold et al. (2018) al encontrar 2,855 artículos científicos publicados acerca del análisis de balance general y del estado de resultados, y solo 104 artículos que incluían el análisis del estado de flujos de efectivo, demostrando la necesidad de incrementar las investigaciones en esta área.

El análisis del flujo de efectivo es fundamental para llevar a cabo un análisis financiero efectivo ya que brinda una perspectiva más completa de todos los aspectos de una empresa al permitir evaluar la eficiencia para generar flujo de las actividades de operación, inversión y financiamiento, así como su liquidez y solvencia. En opinión de Kirkham (2012), existen diferencias entre los índices de liquidez tradicionales y los índices de flujo de efectivo, por lo que una conclusión basada únicamente en las métricas tradicionales bien podría llevar a una decisión incorrecta sobre la liquidez de las empresas.

El estado de flujos de efectivo debería ocupar un lugar importante en el actual sistema de información financiera, debido a la gran utilidad práctica de la información incluida en el mismo. Las métricas de flujo de efectivo, en opinión de Figlewicz y Zeller (1988) complementan el análisis tradicional.

Aunado a lo anterior, diversos estudios han demostrado la utilidad del análisis del flujo de efectivo para pronosticar la probabilidad de presentar dificultades financieras graves y la quiebra. Jantadej (2006) en su investigación concluye que las empresas en dificultades financieras tienen más probabilidades de tener las siguientes combinaciones de flujo de efectivo: la combinación de flujo de efectivo operativo neto negativo, flujo de efectivo de inversión neto positivo y flujo de efectivo de financiamiento neto negativo; y la combinación de flujos de efectivo operativos, de inversión y de financiamiento netos negativos.

Diversas investigaciones han encontrado que las empresas con dificultades financieras graves generalmente muestran un cambio dramático en sus patrones de flujo de efectivo. Las empresas en dificultades financieras graves también informarán flujos de efectivo negativos de operación, flujos positivos de inversión derivados de la venta de la liquidación de activos a largo plazo y flujos de financiamiento negativo al tratar de satisfacer a sus accionistas. (Rodgers, 2011).

Por otra parte, de acuerdo con Karas y Reznakova (2020), los modelos tradicionales de predicción de quiebra basados en valores devengados son vulnerables a manipulación a través de una "administración de utilidades" cuando la empresa se ve amenazada por la insolvencia a fin de cubrir su situación desfavorable. En opinión de Welc (2017), las métricas basadas en flujos de

efectivo son más confiables debido a que son más inmunes a manipulación debido a que no emplean devengos de ningún tipo.

Además, los modelos tradicionales para pronosticar probabilidad de quiebra como el de Altman z-score basan su fórmula en razones financieras tradicionales, sin embargo, cambios en las normas contables como es el caso del cambio en la norma de arrendamiento pueden afectar en forma importante las cifras presentadas en el balance general y en el estado de resultados, haciendo que modelos basados en métricas tradicionales sean menos confiables.

El poder pronosticar con suficiente anticipación el que una empresa pueda presentar dificultades financieras que puedan llevarla a la quiebra podría reducir el alto costo social que ocasiona este tipo de eventos. Las investigaciones realizadas en México sobre estimación de la probabilidad de quiebra se han realizado mediante modelos tradicionales como el Altman z-score. Estudios sobre el uso de las métricas de flujo de efectivo para pronosticar las posibles quiebras en las empresas han sido realizados en países como Malasia, España, África, República Checa, Polonia, Australia y Estados Unidos; sin embargo, hasta el momento, los autores no han encontrado estudios académicos publicados acerca del tema en México.

Por lo tanto, el propósito de esta investigación es medir la eficiencia del uso de métricas basadas en el flujo de efectivo para determinar la probabilidad de quiebra en las empresas que cotizan en la Bolsa Mexicana de Valores.

El resto de este documento está organizado como sigue: en la segunda sección se presenta el estado del arte donde se hace una revisión de literatura, así como una descripción de las variables analizadas; en la tercera sección describe la metodología de investigación empleada. Los resultados y la discusión de resultados se muestran en la cuarta sección y, por último, las conclusiones se presentan en la quinta sección.

2. Estado del arte

El fracaso de la organización empresarial tiene un efecto económico significativo para sus propietarios, acreedores y para la sociedad en general. En otras palabras, el efecto de la insolvencia a menudo conlleva consecuencias adversas para muchas partes interesadas, por lo que la predicción de la quiebra puede ser muy beneficiosa. (Verlekar y Kamat, 2019).

2.1 Definición de probabilidad de quiebra o dificultades financieras

Se entiende como probabilidad de quiebra el tener una situación patrimonial que sea precursora de futuros fallos como insolvencia técnica y falta de liquidez. (Altman, 1968). Una empresa con dificultades financieras presenta, por lo general, flujos negativos de operación, de inversión y de financiamiento. En resumen, las dificultades financieras pueden definirse como el proceso dinámico que anticipa el fracaso empresarial.

2.2 Revisión preliminar de literatura

El Modelo Altman z-score es uno de los modelos de predicción de quiebra más utilizados por investigadores y analistas financieros. Este modelo multivariado considera cinco variables las cuales engloban las áreas de liquidez, rentabilidad, apalancamiento, solvencia y actividad. El modelo ha demostrado ser muy preciso durante las últimas décadas y sigue siendo una herramienta establecida para evaluar la salud de las empresas y conocer si se encuentra en probabilidad de quiebra. Sin embargo, investigaciones recientes como la de Lin (2015), indican que el modelo Altman puede no ser adecuado para predecir la quiebra debido al entorno empresarial cambiante y la volatilidad de los activos. Vidimlíć (2019) de igual forma concluye que no siempre el uso del modelo de Altman es una buena herramienta para predecir quiebra debido a que existe una gran diferencia entre los resultados de las investigaciones de países desarrollados comparados con los de países en transición.

Con relación a investigaciones que incluyan el uso de métricas financieras de flujo de efectivo, la mayoría de los estudios han medido su eficacia en la evaluación de la rentabilidad y del nivel de endeudamiento como es el caso de Rodríguez y López (2016); para análisis de la liquidez, como la efectuada por Kajanathan y Velnampy (2014); para medir la calidad de los ingresos, como es el caso de Arnold et al. (2018) y para la evaluación del desempeño, como es el estudio de Das (2017).

No obstante, existen pocas investigaciones enfocadas en medir la eficacia de las métricas de flujo de efectivo para predecir la probabilidad de quiebra. La tabla 1 muestra algunos de los estudios más relevantes en donde se menciona el país de ubicación del estudio, el objetivo de la investigación, la metodología empleada, así como los resultados obtenidos.

Tabla 1. Revisión de Literatura

Autor y país	Objetivo	Metodología	Resultados
Fawzi et al. (2015) Malasia	Medir la eficiencia de métricas de flujo para pronosticar la quiebra.	Mediante el modelo de regresión logística. Se analizan 52 empresas con dificultades financieras y 52 sanas durante los 3 años anteriores a presentar las dificultades en el período 2009 al 2012.	Cinco razones financieras de flujo de efectivo son predictores significativos de dificultades financieras con una precisión predictiva general del 82.1%.
Das, S. (2017) India	Evaluar los índices de solvencia y rentabilidad utilizando el flujo de efectivo operativo.	Mide el desempeño de la empresa CMC Ltd. mediante el uso de 13 índices de flujo de efectivo del 2004 al 2016.	Los índices de flujo de efectivo son efectivos tanto para evaluar el desempeño como para determinar la probabilidad de fracaso de una empresa.

Jooste, L. (2007) Sudáfrica	Determinar si se puede predecir el fracaso financiero mediante métricas de flujo.	Se seleccionaron 10 entidades fallidas para una evaluación de flujo de efectivo mediante 8 ratios seleccionados durante los cinco años anteriores a la quiebra del período 2000 al 2004.	La comparación reveló que los índices de flujo de efectivo tienen un valor predictivo con el flujo de efectivo a la deuda total identificada como el mejor indicador de fracaso.
Jones, S. (2016) Australia	Comparar modelos multivariados como Altman con un modelo basado en flujo de efectivo.	Este estudio utiliza un modelo basado en el flujo de caja para predecir las quiebras corporativas usando cuatro variables basadas en efectivo en el período 2003 al 2010.	El modelo generado tiene una precisión predictiva de cerca del 85% que es mejor que algunos modelos multivariados así como el modelo logit estimado en las variables de puntuación Z de Altman.
Karas y Reznakova (2020) República Checa	Derivar un modelo de predicción de problemas que incorpore sólo indicadores basados en el flujo de efectivo.	Se utiliza un modelo híbrido modificado sobre una muestra de 4,350 PYMES manufactureras checas. 40 de ellas estaban en quiebra y 4,310 no lo estaban en el período 2013 al 2018.	Los resultados mostraron que los índices de flujo de efectivo operativo juegan un papel importante en las dificultades financieras, especialmente cuando se combinan con deudas a corto plazo.
Welc, J. (2017) Polonia	Evaluar la precisión de las predicciones de quiebras generadas por los ratios de cobertura de pasivos basados en EBITDA y flujos de caja.	Se comparan los índices de cobertura basados en EBITDA y basados en flujo de efectivo en una muestra de 92 empresas que cotizan en la Bolsa de Valores de Varsovia en el período 2009 al 2016.	Se demuestra la utilidad de las métricas de cobertura de pasivos. Las empresas en quiebra tienden a tener valores sustancialmente más bajos de los cuatro índices en comparación con las empresas sanas.
Rodríguez y López (2020) España	Utilizar el flujo de caja operativo para determinar la probabilidad de quiebra de una empresa.	Análisis logit para identificar una función integrada por varias razones. La muestra está formada por 142 empresas medianas españolas en el período 2015 al 2016.	El modelo desarrollado puede predecir acertadamente el 77.48% de los fracasos, destacando la utilidad de la métrica flujo de operación a total de pasivo para medir liquidez y predecir la quiebra.

Bhandari e Iyer (2013) Estados Unidos	Construir un nuevo modelo para predecir fallas utilizando principalmente medidas basadas en estados de flujo de efectivo.	Técnica de análisis discriminante en una muestra compuesta de 50 empresas con fallas y 50 sanas en el período 2008 al 2010.	El modelo de análisis discriminante clasificó correctamente el 83.3 % de los casos agrupados originales.
Rodgers, C.S. (2011) Estados Unidos	Proponer un modelo basado en el flujo de efectivo para identificar candidatos que son susceptibles a fallas financieras.	Utiliza modelo de regresión y modelo de regresión logística de los últimos 20 años de 160 empresas analizadas.	Los índices basados en el flujo de efectivo tienen un poder predictivo preciso y significativo al evaluar las empresas con respecto a la solvencia.
Yap et al. (2012) Malasia	Desarrollar un modelo de predicción de fallas utilizando regresión logística y un grupo diferente de razones financieras.	Modelo de regresión logística con cuatro razones financieras. Muestra de 64 empresas por 10 años en el periodo 1996 al 2005.	El modelo mostró una clasificación correcta promedio para las empresas fallidas y no fallidas de 89% y 88% respectivamente para los cinco años anteriores a la falla real.

Fuente: Elaboración propia con base en Fawsi et al. (2015), Das (2017), Jooste (2007), Jones (2016), Karas y Reznakova (2020), Welc (2017), Rodríguez y López (2020), Bhandari e Iyer (2013), Yap et al. (2012) y Rodgers (2011).

2.3 Métricas de flujo de efectivo como pronosticadores de probabilidad de quiebra

El flujo generado por las operaciones internas de la empresa debería de ser la principal fuente de efectivo de estas, por lo que una empresa puede verse en dificultades financieras si no es capaz de generar suficiente flujo de efectivo derivado de sus operaciones para hacer frente a sus necesidades regulares de operación y para liquidar oportunamente sus obligaciones. De igual forma, puede comprometer su estabilidad si es incapaz de conseguir financiamiento adicional para financiar sus necesidades de inversión. (Jooste, 2007).

Como se pudo constatar en los estudios mostrados en la tabla anterior, las métricas de flujo de efectivo pueden llegar a ser buenos pronosticadores de la probabilidad de quiebra de una empresa. La tabla 2 muestra las métricas de flujo analizadas en este estudio clasificadas por liquidez, solvencia, eficiencia y rentabilidad.

Tabla 2. Métricas de flujo de efectivo incluidas en este estudio

Descripciones	Acrónimo	Medición	Uso en estudios previos
a) Índices de liquidez: miden la capacidad de la empresa para cumplir con sus deudas de corto plazo.			
Flujo de operación a pasivo circulante.	FCO / CP	Mide si el flujo de operación es suficiente para cumplir con las deudas de corto plazo.	Fawzi et al. (2015) Das (2017) Karas y Reznakova (2020) Bhandari e Iver (2013)
b) Índices de solvencia: miden la capacidad de la empresa para cumplir con las deudas de largo plazo.			
Flujo de efectivo de operación más gastos por intereses entre gasto por intereses.	FCO + I / I	Mide la capacidad de la empresa para cubrir el pago de intereses de la deuda total.	Fawzi et al. (2015) Das (2017) Karas y Reznakova (2020) Bhandari e Iver (2013) Jones (2016)
Flujo de efectivo de operación a pasivo total.	FCO / PT	Indica la capacidad de la empresa para cubrir su deuda total con efectivo proveniente de la operación.	Fawzi et al. (2015) Das (2017) Jooste (2007) Karas y Reznakova (2020) Welc (2017) Yap et al. (2012)
Flujo de efectivo de operación a pasivo de largo plazo.	FCO / LP	Indica la suficiencia de efectivo para pagar las deudas de largo plazo.	Fawzi et al. (2015)
Flujo de efectivo de inversión a pasivo total.	FCI / PT	Mide la suficiencia del efectivo generado por las actividades de inversión para cumplir con las obligaciones de largo plazo.	Fawzi et al. (2015)
Flujo de efectivo de financiamiento a pasivo total.	FCF / PT	Mide la suficiencia del efectivo generado por actividades de financiamiento para cumplir con las obligaciones en el largo plazo.	Fawzi et al. (2015) Karas y Reznakova (2020)
Flujo de efectivo de operación a capital contable.	FCO / CC	Mide la cantidad de efectivo generado por la inversión de los accionistas.	Fawzi et al. (2015)
c) Índices de eficiencia: miden la capacidad de la empresa de generar flujo con el uso de sus activos.			
Flujo de efectivo de operación a activo total.	FCO / TA	Indica el porcentaje de efectivo generado por el uso de su activo total.	Fawzi et al. (2015) Das (2017) Jooste (2007) Karas y Reznakova (2020) Jones (2016) Bhandari e Iver (2013).

d) Índices de rentabilidad: miden la capacidad de generar flujo de las ventas.			
Flujo de operación a utilidad neta.	FCO / UN	Indica la proporción de la utilidad neta convertida en efectivo.	Fawzi et al. (2015) Das (2017)
Flujo de operación a ingresos totales.	FCO / VTA	Muestra la capacidad de la empresa para convertir los ingresos totales en efectivo.	Fawzi et al. (2015) Das (2017) Jooste (2007) Karas y Reznakova (2020) Bhandari e Iyer (2013) Yap et al. (2012)

Fuente: Elaboración propia con base en Fawzi et al. (2015), Das (2017), Jooste (2007), Jones (2016), Karas y Reznakova (2020), Welc (2017), Rodríguez y López (2020), Bhandari e Iyer (2013), Yap et al. (2012) y Rodgers (2011).

2.4 Tamaño de la empresa

El tamaño de la empresa ha sido utilizado por algunos autores como una variable de control para este tipo de estudios. Investigaciones previas han señalado que empresas con las mismas métricas, pero diferente total de activos, pueden presentar diferentes probabilidades de falla. Es lógico que una empresa más grande con una base de activos mayor tenga una menor probabilidad de quiebra incluso si las razones de las dos empresas son idénticas. (Yap et al., 2012).

De igual forma, se ha determinado que el tamaño de la empresa se relaciona positivamente a los niveles de endeudamiento, es decir, las empresas de mayor tamaño tienen mayor acceso a financiamiento externo y, por lo tanto, menor probabilidad de falla (Rodríguez y López, 2016).

3. Metodología

3.1 Proceso de obtención de la muestra

La muestra del estudio incluye a las empresas públicas no financieras que cotizan en la Bolsa Mexicana de Valores, excluyendo de la misma a empresas con información insuficiente del periodo analizado.

La información financiera requerida para efectuar el estudio fue obtenida de la plataforma Bloomberg. Información complementaria fue extraída de los informes anuales que presentan las empresas. Los datos financieros empleados en el estudio actual se extraen de los estados de flujos de efectivo, del estado de resultados y del balance general. El período más reciente incluido en el estudio fue el año 2019. Lo anterior con la finalidad de dejar a un lado los efectos que la pandemia pudo generar en la quiebra o probabilidad de quiebra de las empresas.

Debido a que de 1995 a la fecha solo cuatro empresas públicas han sido declaradas formalmente en quiebra en México, no fue posible comparar empresas que realmente llegaron a la quiebra con empresas sanas. Derivado de lo anterior, este estudio clasifica y agrupa a las empresas en dos categorías: empresas sanas que no presentan problemas financieros graves y en empresas con

problemas financieros y probabilidad de quiebra de acuerdo con el modelo de predicción de quiebra de Altman z-score.

Para efectuar dicha clasificación se analiza la puntuación de Altman durante el periodo comprendido del 2014 al 2019, para identificar si en alguno de esos cinco años presentaron problemas financieros graves. Una vez identificado dicho año, se recolecta información financiera de cuatro años anteriores a la fecha en que presentaron dificultades financieras, dando en total un período de análisis de 5 años para cada empresa. Por lo anterior, los períodos de información de las empresas con dificultades financieras pueden variar.

La muestra resultante en el presente estudio después de efectuada la clasificación, está compuesta por 54 empresas con dificultades financieras graves y 36 empresas que no presentan dificultades financieras. La tabla 3 muestra el proceso de obtención de la muestra para esta investigación.

Tabla 3. Proceso de obtención de la muestra

Descripción	No. empresas
Total empresas en la Bolsa Mexicana de Valores	185
Menos:	
Empresas del sector financiero	69
Empresas clasificadas en zona gris	23
Empresas eliminadas por información insuficiente	3
Total de la muestra	90
Empresas con dificultades financieras	54
Empresas sanas	36

Fuente: Elaboración propia

3.2 Hipótesis planteadas en esta investigación

El estado de Flujos de Efectivo y los coeficientes basados en este son utilizados con poca frecuencia como base para el análisis financiero, sin embargo, pueden jugar un papel importante para determinar si una empresa tiene problemas financieros o está en riesgo de quiebra. Por lo tanto, el propósito de esta investigación se enfocará en mostrar cómo los índices de flujo de efectivo pueden ser utilizados para medir la liquidez y detectar posibles riesgos de quiebra en las empresas. Derivado de lo anterior, la primera hipótesis planteada es la siguiente:

H₁ Las métricas basadas en el flujo de efectivo son efectivas para pronosticar la probabilidad de quiebra de una empresa.

La segunda hipótesis planteada en esta investigación tiene como propósito determinar si existen diferencias materiales entre las métricas de flujo de efectivo de las empresas sanas en relación con las que presentan dificultades financieras.

H₂ Las métricas basadas en el flujo de efectivo son significativamente diferentes entre las empresas sanas y las empresas con probabilidad de quiebra.

3.3 Pruebas de hipótesis 1

Este estudio utiliza un modelo de regresión logística para determinar la efectividad del uso de métricas de flujo de efectivo para estimar la probabilidad de quiebra. La regresión logística se utiliza normalmente para hacer predicciones cuando las variables dependientes son categóricas. Existen otros tipos de análisis que sirven para este tipo de estudios como el Análisis Discriminante Múltiple (ADM), sin embargo, se ha encontrado que la regresión logística es menos afectada por las variables. De acuerdo con Rodríguez y López (2016), el análisis de regresión logística es el método más adecuado para modelar la predicción de quiebra. Lo anterior se debe a que dicho análisis no impone restricciones a la normalidad en la distribución de las variables independientes.

3.3.1 Variables incluidas en el modelo de regresión logística

Variable dependiente Y: clasificación efectuada con base en el modelo de Altman z-score

La variable dependiente es la clasificación descrita en los párrafos anteriores. La variable dependiente es categórica, nominal y dicotómica. Se codifica como 1 para las empresas con problemas financieros graves y como 0 para las empresas sin problemas financieros graves.

El Modelo de Altman (Altman, E. I., 2002) es tomado como referencia para identificar las empresas que presentan problemas financieros graves en los períodos analizados. Si el valor de Z se encuentra por encima de 2.99 se considera que la empresa no tiene probabilidad de quiebra; si el valor de Z está entre 1.81 y 2.99 se clasifica en zona gris lo que significa que están en un punto intermedio entre sana y con probabilidad de quiebra, por lo que se eliminan de la muestra. Finalmente, si el valor de Z es inferior a 1.81 se clasifica como con probabilidad de quiebra.

Variables independientes X: métricas de flujo

Las variables independientes X utilizadas en el estudio son los índices de flujo de efectivo descritos anteriormente en la tabla 2.

Variable de control:

La variable de control incluida en el modelo es el tamaño de la empresa, representada por el logaritmo natural del total de activos de la misma.

3.3.2 Modelo de regresión logística

El modelo de regresión logística empleado en esta investigación se resume en la siguiente ecuación:

$$DF = 1 / \{1 + \exp [-(\beta_0 + \beta_1 FCO/CP + \beta_2 (FCO + I)/I + \beta_3 FCO/TL + \beta_4 FCO/LP + \beta_5 FCI/PT + \beta_6 FCF/PT + \beta_7 FCO/CC + \beta_9 FCO/TA + \beta_9 FCO/UN + \beta_{10} FCO/VTA) + \beta_{11} LNAT + \varepsilon]\} \quad (1)$$

Donde:

- D.F. (distress) = la clasificación en cuanto a la probabilidad de que la empresa tenga dificultades financieras graves o esté en probabilidad de quiebra de acuerdo con el modelo de Altman.
- LNAT = logaritmo natural de los activos totales.

Los acrónimos de las métricas financieras se describieron detalladamente en la tabla 2.

El análisis de regresión logística permite clasificar las empresas en dos categorías: con dificultades o sin dificultades según las estimaciones de probabilidad. Las estimaciones de probabilidad se calculan utilizando las estimaciones de los coeficientes de las variables independientes en el modelo. Una empresa con estimaciones de probabilidad por encima del punto de corte seleccionado se clasificará como empresa en dificultades. El uso del punto de corte es utilizado para minimizar las tasas de clasificación errónea.

Este estudio utiliza un punto de corte de 0.5 para las probabilidades de dificultades financieras. Esto significa que las empresas se clasifican como empresas en dificultades si la probabilidad calculada es igual o superior a 0.5; por su parte, las empresas se clasifican como empresas sin dificultades si las probabilidades calculadas son inferiores a 0.5.

Se realiza una prueba de correlación entre las variables independientes, considerando en el modelo de regresión sólo variables sin problemas de correlación. Para identificar qué modelo de métricas de flujo predice mejor la probabilidad de riesgo se considera el AIC o *criterio de información de Akaike* (Akaike, H., 1974) el cual es una herramienta para medir la calidad relativa de un modelo estadístico y proporciona un medio de comparación entre varios modelos. Entre menor sea el valor Akaike, mejor es considerado el modelo. Si $\Delta AIC < 2$ los modelos tienen considerable soporte empírico y deberían ser considerados al momento de hacer inferencias. Si $4 < \Delta AIC < 7$ los modelos tienen menos soporte empírico que los anteriores. Si $\Delta AIC > 10$ los modelos deberán ser omitidos. El paquete estadístico utilizado en el modelo de regresión logística es el EViews versión 12, 2021.

3.4 Prueba de hipótesis 2

La segunda hipótesis tiene como finalidad determinar si las métricas de flujo de efectivo son estadísticamente diferentes entre las empresas con dificultades financieras y las empresas sanas.

Se realizan gráficas que muestran el patrón de comportamiento entre los dos grupos de empresas y así comprobar si muestran diferencias importantes entre sí. De igual manera, se realiza una prueba de diferencia entre medias para determinar si la media de las métricas de flujo de efectivo entre las empresas sanas y las empresas con dificultades financieras son estadísticamente diferentes:

$$H_0 \text{ Media}_{\text{dificultades financieras}} = \text{Media}_{\text{sanas}}$$

$$H_1 \text{ Media}_{\text{dificultades financieras}} \neq \text{Media}_{\text{sanas}}$$

Para probar si hay diferencia en las medias, se utiliza la prueba de *T-test* si la distribución de la variable muestra un comportamiento normal; mientras que, si la distribución de los datos de la

variable no es normal, se utiliza la prueba no paramétrica *U de Mann-Whitney* para dos muestras independientes. Si el p-valor de las pruebas anteriores es menor a 0.05 se rechaza la hipótesis nula y se demuestra que las medias de ambos grupos de empresas son diferentes entre sí.

Para determinar la normalidad de las variables se utiliza la prueba de *Kolmogorov-Smirnov*. Si el p-valor es mayor a 0.05 se considera que los datos tienen una distribución normal. Si es menor a 0.05 se considera que los datos tienen una distribución no normal. El paquete estadístico utilizado en la prueba de la segunda hipótesis es SPSS (v. 27, 2020).

4. Resultados y discusión de resultados

En esta sección se presentan los resultados de las pruebas de las hipótesis planteadas y se comparan los resultados con estudios anteriores.

4.1 Estadística descriptiva de las variables

Con la finalidad de conocer el comportamiento de las métricas de flujo de efectivo para los dos grupos de empresas analizadas, se realizó un análisis multivariante donde se incluye las medias y las desviaciones estándar de cada una de las diez variables independientes, así como de la variable de control. En la tabla 4 se presenta dicha información.

Tabla 4. Estadísticas descriptivas de los grupos

Variables	Problemas financieros		Sanas		Total	
	Media	Desviación estándar	Media	Desviación estándar	Media	Desviación estándar
LNAT	10.0139	1.5455	10.4419	1.2144	10.1855	1.4360
FCO_VTA	0.2693	1.4039	0.1239	1.0111	0.2110	1.2620
FCO_UN	2.0625	13.0812	1.6358	1.7563	1.8914	10.1804
FCO-TA	0.0454	0.0673	0.0992	0.0729	0.0669	0.0743
FCO_PT	0.1519	0.4463	0.3217	0.4421	0.2200	0.4519
FCO_LP	-1.0706	31.0045	1.3475	3.6337	-0.1012	24.1192
FCO+I_I	32.1973	342.6986	63.5458	263.6095	44.7646	313.4600
FCO_CP	0.9982	2.9298	1.3815	3.4766	1.1519	3.1622
FCO_CC	0.1524	0.3571	0.1865	0.1837	0.1660	0.3000
FCI_PT	-0.3698	1.5489	-0.3049	0.7590	-0.3438	1.2909
FCF_PT	0.2483	1.2474	1.1029	15.9845	0.5909	10.1585

Fuente: Elaboración propia con base a estadísticos generados en EViews (v.12, 2021).

Como se puede constatar, las empresas con problemas financieros tienden a tener valores sustancialmente más bajos, en comparación con las empresas sanas. La tabla 5 presenta la estadística general de cada variable de flujo de efectivo, como es el máximo, el mínimo, la media, la mediana y la desviación estándar. En ella se puede observar que existe mucha variabilidad entre los máximos y

mínimos lo que indica que hay empresas cuyas métricas de flujo están fuera de rango en relación de las demás empresas.

Tabla 5. Estadística descriptiva por variable

	Mínimo	Media	Mediana	Máximo	DE
LNAT	5.1463	10.1855	10.2268	14.2310	1.4360
FCO_VTA	-12.4000	0.2110	0.1042	19.5673	1.2620
FCO_UN	-35.6510	1.8914	1.2211	187.7426	10.1804
FCO_TA	-0.2068	0.0669	0.0603	0.5081	0.0743
FCO_PT	-1.7714	0.2200	0.1288	5.6203	0.4519
FCO_LP	-488.9333	-0.1012	0.2058	135.4348	24.1192
FCO+I_I	-26.4000	44.7646	4.4915	5467.2350	313.4600
FCO_CP	-2.1379	1.1519	0.3454	35.8945	3.1622
FCO_CC	-1.2786	0.1660	0.1138	4.3896	0.3000
FCI_PT	-19.8112	-0.3438	-0.1262	0.8957	1.2909
FCF_PT	-2.6325	0.5909	0.0010	214.2857	10.1585

Fuente: Elaboración propia con base a estadísticos generados en Eviews (v.12, 2021).

4.2 Resultados de la hipótesis 1 del modelo de regresión logística

Con la finalidad de evaluar si existe una relación entre las variables independientes se efectuó una prueba de correlación cuyos resultados se presentan en la tabla 6.

Tabla 6. Correlación entre las variables analizadas

	FCO_VTA	FCO_UN	FCO_TA	FCO_CC	FCO_CP	FCO+I_I	FCO_LP	FCO_PT	FCI_PT	FCF_PT
FCO_VTA	1.000	0.166	0.375	0.098	0.551	0.086	0.090	0.778	0.575	-0.458
FCO_UN	0.166	1.000	0.120	0.057	0.105	0.021	0.013	0.145	0.101	-0.048
FCO_TA	0.375	0.120	1.000	0.450	0.324	0.209	0.157	0.432	0.073	-0.090
FCO_CC	0.098	0.057	0.450	1.000	0.089	0.226	0.017	0.124	0.057	-0.046
FCO_CP	0.551	0.105	0.324	0.089	1.000	0.044	0.093	0.691	0.392	-0.174
FCO+I_I	0.086	0.021	0.209	0.226	0.044	1.000	0.017	0.092	-0.005	-0.013
FCO_LP	0.090	0.013	0.157	0.017	0.093	0.017	1.000	0.100	-0.078	-0.011
FCO_PT	0.778	0.145	0.432	0.124	0.691	0.092	0.100	1.000	0.473	-0.289
FCI_PT	0.575	0.101	0.073	0.057	0.392	-0.005	-0.078	0.473	1.000	-0.376
FCF_PT	-0.458	-0.048	-0.090	-0.046	-0.174	-0.013	-0.011	-0.289	-0.376	1.000

Fuente: Elaboración propia con base en resultados de prueba de correlación con EViews (v.12, 2021)

Los resultados presentados en la tabla anterior permiten identificar que existe una correlación > 0.50 entre la métrica FCO_VTA y las métricas FCO_CP, FCI_PT y FCO_PT; de igual forma, la métrica FCO_CP también presenta una alta correlación con FCO_PT, por lo que se excluyeron esas tres variables de los modelos de regresión logística analizados.

De igual forma, se hicieron diversas pruebas de regresión logística con las variables restantes para determinar cuáles formarían un modelo que pueda pronosticar con mayor eficiencia la probabilidad de quiebra. La primera prueba del modelo incluyó las siete variables restantes, así como la variable de control. Las variables FCO_LP y FCO_UN resultaron ser no significativas con probabilidades de 0.1999 y 0.4357 respectivamente. Se generaron un total de doce modelos y el modelo con mayor bondad de ajuste de acuerdo al criterio Akaike excluye a las dos variables mencionadas anteriormente ya que su inclusión en el modelo final disminuía tanto la R² McFadden como la bondad de ajuste del mismo.

La tabla 7 presenta los resultados obtenidos del modelo de regresión en las que se puede constatar que las cinco variables incluidas en el modelo final, así como la variable de control son buenas estimadoras de la probabilidad de quiebra. El valor de R-cuadrado de McFadden entre 0.2 y 0.4 indica un excelente ajuste.

Tabla 7. Resultados del modelo de regresión

Variable	Coefficiente	Desv. Est	Estadístico Z	Probabilidad	
C	3.8406	0.875711	4.385655	0.0000	
FCO_VTA	1.6866	0.378585	4.454984	0.0000	***
FCO_TA	-33.5677	3.994169	-8.404183	0.0000	***
FCO_CC	5.4481	1.097304	4.965023	0.0000	***
FCO+I_I	-0.0008	0.000472	-1.748151	0.0804	*
FCF_PT	0.0711	0.033888	2.098356	0.0359	**
LNAT	-0.2273	0.084434	-2.691493	0.0071	***
McFadden R ²	0.235087	Estadístico H-L		24.8414	
Criterio Akaike	1.061321	Estadístico Andrews		37.7079	
Estadístico LR	142.1543	Probabilidad Chi cuadrada		0.0000	
Prob. Estadístico LR	0.0000	Log likelihood		-231.2666	

Fuente: Elaboración propia con base a resultados de regresión logística con Eviews (v. 12, 2021) *** significativo al nivel 0.01; ** significativo al 0.05; * significativo al 0.10

Como se puede observar, las variables FCO_VTA, FCO_CC, FCO_TA y la variable de control LNAT resultaron ser significativas al nivel de confianza del 99%, la variable FCF_PT resultó significativa con un nivel de confianza del 95% mientras que la variable FCO+I_I resultó ser significativa al nivel de confianza del 90%.

Los resultados anteriores permiten determinar que si existe una relación significativa entre las métricas de flujo de efectivo y las dificultades financieras. Los resultados del presente estudio indican que las métricas de flujo de efectivo FCO_TA, FCO_CC, FCO_VTA, FCF_PT y FCO+I_I son los pronosticadores más eficientes de las dificultades financieras.

La métrica flujo de efectivo a ventas (FCO_VTA) tiene una relación positiva significativa con las dificultades financieras. El signo positivo del coeficiente sorprendentemente indicaría que, a mayor flujo de operación generado por las ventas, mayor la probabilidad de quiebra. La posible explicación de esta situación puede deberse a que la empresa en dificultades financieras presente ventas engañosas o a que el aumento de las ventas pueda ir seguido de un aumento importante de las cuentas por cobrar. Esta situación podría servir para detectar ventas ficticias al presentar un

aumento de los ingresos totales junto con un flujo de efectivo insuficiente, ya que los ingresos son la vía más favorable para manipular las ganancias de las empresas en dificultades. Además, si la empresa aumenta la cifra de ventas, pero no ha podido reponer sus inventarios debido a la insuficiencia de efectivo, posiblemente también presente problemas financieros graves. Lo anterior indica que es probable que la empresa se enfrente a dificultades financieras si el aumento de las ventas no se traduce en un aumento en el efectivo generado por la operación. Este resultado es consistente con los obtenidos por Fawzi et al. (2015) y Karas y Reznakova (2020). Sin embargo, no es consistente con los resultados de Bhandari e Iver (2013) en cuyo estudio resultó ser una variable no significativa.

En relación con la variable flujo de operación a total de activos (FCO_TA) esta tiene una relación negativa significativa con las dificultades financieras. Lo que significa que, cuanto mayor sea la proporción de flujo de operación generado por el uso eficiente de los activos, menor será la probabilidad de que una empresa enfrente dificultades financieras. Los resultados anteriores coinciden con los hallazgos de Jones (2016), Bhandari e Iver (2013) y Karas y Reznakova (2020), y contrarios a los resultados de Fawzi et al. (2015) quién encontró una relación positiva no significativa en su estudio.

Por su parte, la métrica flujo de operación a capital contable (FCO_CC) tiene una relación positiva significativa con las dificultades financieras, ya que, cuanto mayor es la relación, mayor es la posibilidad de que una empresa entre en dificultades financieras. El incremento en esta métrica indicaría que la empresa presenta un mayor nivel de endeudamiento y, por ende, una menor proporción de activos financiados por los accionistas, lo que incrementa el riesgo en la operación. En términos generales cuando los flujos de efectivo generados por la inversión de los accionistas son bajos, la probabilidad de que una empresa presente dificultades financieras aumenta. Lo anterior es consistente con los resultados obtenidos por Fawzi et al. (2015), sin embargo, en su estudio la métrica resultó no significativa.

La métrica flujo de operación a intereses (FCO+I_I) tiene una relación negativa con las dificultades financieras, lo que indicaría que entre mayor cantidad de veces que el flujo de efectivo de la operación cubra los gastos financieros, menor es la probabilidad de quiebra. Estos resultados son consistentes a los encontrados por Fawzi et al. (2015), Bhandari e Iver (2013) y Jones (2016).

Finalmente, la métrica flujo de financiamiento a pasivo total (FCF_PT) tiene una relación positiva significativa con las dificultades financieras, lo que significaría que, entre mayor proporción de flujo generado por financiamiento en relación con el total de endeudamiento, mayor es la probabilidad de quiebra. Esto sucede si el incremento en el flujo de financiamiento no proviene de la inversión de los accionistas, sino de nuevos financiamientos externos. Estos resultados son consistentes a los encontrados por Karas y Reznakova (2020) y contrarios a los de Fawzi et al. (2015) en cuyo estudio esta variable resultó tener una relación negativa no significativa.

En cuanto a la variable de tamaño incluida en el estudio (LNAT) los resultados y el signo del coeficiente en el modelo de regresión son los esperados. El signo negativo indica que entre mayor tamaño tenga la empresa, menor será la probabilidad de quiebra que se tenga. Lo anterior es consistente con los resultados obtenidos por Yap et al. (2012).

Por su parte, la eficiencia de las métricas analizadas para determinar la probabilidad de quiebra se presenta en la tabla 8. En ella se muestran los porcentajes de acierto y error en la

clasificación de las empresas como sanas o con dificultades del modelo generado en esta investigación.

Tabla 8. Modelo de predicción

Concepto	Problemas Financieros	Sanas	Total
No. Empresas	54	36	90
% Clasificación correcto	87.73%	65.56%	78.84%
% Clasificación incorrecto	12.27%	34.44%	21.16%

Fuente: Elaboración propia con base a probabilidades estimadas del modelo de regresión logística

De acuerdo con lo anterior, el modelo clasificó correctamente a las empresas con dificultades financieras como con probabilidad de quiebra en un 87.73 % de los casos, y clasificó correctamente a las empresas sanas como sin probabilidad de quiebra en un 65.56% de los casos, generando un porcentaje de acierto global del 78.84% de los casos totales. Estos resultados comparables con los encontrados por Fawzi et al. (2015), Bhandari e Iyer (2013), Jones (2016), Yep el al. (2012) y Rodríguez y López (2020) quienes generaron modelos basados en métricas de flujo de efectivo con porcentajes de acierto que van del 77.48% al 89%.

Los resultados anteriores permiten comprobar la primera hipótesis planteada en esta investigación al demostrar que cinco de las siete razones financieras de flujo analizadas pueden pronosticar eficientemente las dificultades financieras.

4.3 Resultados de la 2° hipótesis

La segunda hipótesis planteada en esta investigación sostiene que hay diferencias significativas entre las métricas de flujo de efectivo de las empresas sanas y de aquellas con probabilidad de quiebra. Las siguientes figuras nos muestran algunas diferencias observables en dichas métricas.

La figura 1 representa la media acotada de la métrica FCO_TA para los cuatro años anteriores al año en que las empresas con dificultades financieras presentaron dichas dificultades, y en ella se puede observar que las empresas con problemas financieros son menos eficientes en el uso de sus activos totales para generar ventas que se conviertan en flujo de operación.

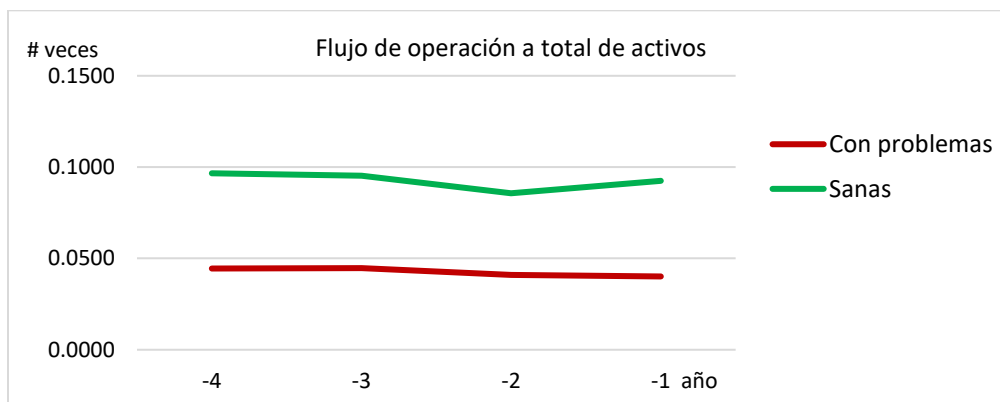


Figura 1. Media acotada de la métrica FCO_TA

Fuente: Elaboración propia

En la figura 2 se muestra la media acotada de la métrica de flujo de financiamiento a pasivo total. En ella se puede observar que las empresas sanas presentan en todos los períodos un flujo de financiamiento negativo, lo que significa que fueron capaces de liquidar sus deudas y recompensar a sus accionistas. Por su parte, las empresas con dificultades presentan una disminución en los flujos que reciben de sus fuentes de financiamiento conforme se acercan al período en que inician sus dificultades financieras.

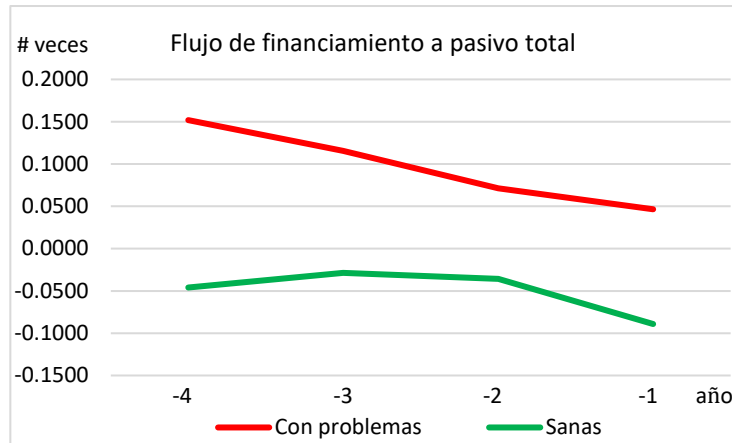


Figura 2. Promedio de métrica FCF_PT
Fuente: Elaboración propia

La figura 3, por su parte, presenta la media acotada de la métrica de flujo de operación a intereses y en ella se puede observar que las empresas sanas presentan una cobertura de intereses entre tres y cinco veces mayor en todos los períodos que las empresas con dificultades financieras.

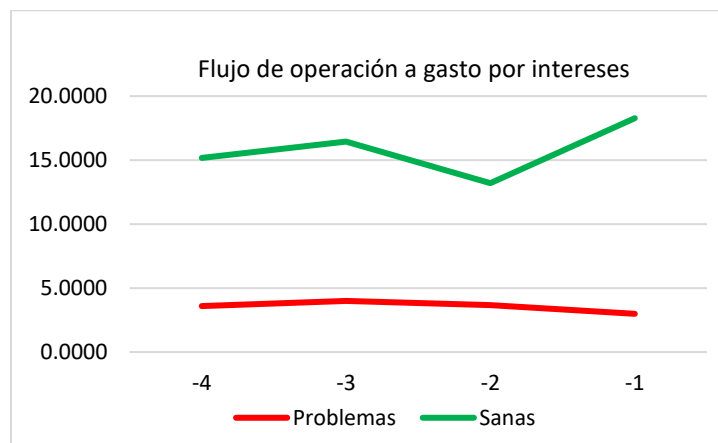


Figura 3. Media acotada de la métrica FCO+ I_I
Fuente: Elaboración propia con base en la información de las empresas

Aunado a los resultados anteriores, para identificar si existían diferencias importantes en las métricas de flujo de efectivo entre los dos grupos de empresas observadas, se midieron las diferencias con la prueba no paramétrica de muestras independientes de U de Mann-Whitney ya que

las pruebas de normalidad efectuadas a las variables indicaron en todos los casos una distribución no normal con un p-valor en todos los casos inferior a 0.01.

Los resultados de la prueba de U de Mann-Whitney se presentan en la tabla 9, y en ella se puede observar que, en nueve de las diez métricas originalmente analizadas, así como en la variable de control si existen diferencias estadísticamente significativas.

Tabla 9. Resultados prueba diferencia de medias de U de Mann-Whitney

Variable	Significancia	Decisión
FCF_PT	0.0000	Se rechaza hipótesis nula
FCI_PT	0.0040	Se rechaza hipótesis nula
FCO_CC	0.0000	Se rechaza hipótesis nula
FCO_CP	0.0000	Se rechaza hipótesis nula
FCO_I_I	0.0000	Se rechaza hipótesis nula
FCO_LP	0.0000	Se rechaza hipótesis nula
FCO_PT	0.0000	Se rechaza hipótesis nula
FCO_UN	0.0000	Se rechaza hipótesis nula
FCO_VTA	0.4960	Se acepta hipótesis nula
FCO_AT	0.0000	Se rechaza hipótesis nula
LNAT	0.0020	Se rechaza hipótesis nula

Fuente: Elaboración propia con base a resultados prueba U de M.W. con SPSS (v. 27, 2020)

Como se puede constatar en la tabla anterior, existe una diferencia entre las medias de las métricas de flujo de efectivo de los dos grupos, con excepción de la métrica flujo de operación a ventas cuya diferencia no resultó ser estadísticamente significativa. Lo que nos permite rechazar la hipótesis nula que establecía que no había diferencias entre las razones de flujo de ambos grupos de empresas.

5. Conclusiones, recomendaciones y consideraciones finales

5.1 Conclusiones

El objetivo planteado en esta investigación fue cumplido en su totalidad ya que el propósito de la investigación fue examinar la relación entre las métricas de flujo de efectivo y la probabilidad de quiebra. Se analizaron 10 métricas de flujo de efectivo de una muestra de 54 empresas con problemas financieros y 36 empresas sanas mediante un modelo de regresión logística para determinar la eficiencia de las métricas de flujo como pronosticador de quiebra.

Después de eliminar tres métricas por presentar correlación, se encontró que cinco de las siete métricas de flujo analizadas son pronosticadores eficientes de la probabilidad de quiebra con un porcentaje de acierto del 87.73% de los casos: flujo de operación a venta (FCO_VTA), flujo de operación a capital contable (FCO_CC), flujo de operación a activos total (FCO_AT), flujo de operación a gasto por intereses (FCO+I_I) y flujo de financiamiento a pasivo total (FCF_PT).

Los resultados del presente estudio permiten concluir que las razones financieras de solvencia y eficiencia son predictores significativos de las dificultades financieras ya que cuando una empresa experimenta problemas para cubrir sus pagos de interés, eso puede ocasionar que deudas clasificadas como de largo plazo sean exigibles de inmediato, lo que incrementaría su probabilidad de quiebra, por lo tanto, entre mayor nivel de endeudamiento se tenga, mayor es la probabilidad de presentar problemas financieros.

Lo anterior sugiere que empresas con un alto nivel de apalancamiento, aunado a una falta de eficiencia en la cobranza de sus ventas presentan una mayor probabilidad de presentar problemas financieros que ocasionen su quiebra en el mediano y largo plazo.

De igual forma Fawsi et al. (2015) concluyen que las empresas altamente apalancadas que tienen problemas de flujo de caja para cumplir con sus obligaciones es más probable que caigan en dificultades financieras. A conclusiones similares llegaron Rodríguez y López (2020) al indicar que la razón flujo de operación a pasivo total es un pronosticador confiable de dificultades financieras hasta con tres años de anticipación.

Yap et al. (2012) concluyen a su vez que los índices financieros que miden la liquidez son los más significativos en su poder discriminatorio que las métricas de rentabilidad sobre si una empresa tiene éxito o tendrá problemas financieros y eventualmente terminará en quiebra.

Por su parte, se pudo constatar que entre más eficiente sea una empresa en la utilización de sus activos para generar ventas que se conviertan en flujo de operación, menor será su probabilidad de enfrentar dificultades financieras que la orillen a la quiebra.

En cuanto al tamaño de la empresa, se determinó que entre mayor sea el tamaño de la empresa disminuye su probabilidad de quiebra ya que tiene un mayor acceso a nuevas fuentes de financiamiento, lo cual es consistente con las conclusiones de la investigación efectuada por Yap et al. (2012).

Aunado a lo anterior, se pudo determinar que si existen diferencias significativas en las métricas de flujo de efectivo de las empresas sanas y de las que presentan probabilidad de quiebra en la mayoría de las métricas analizadas. Las empresas con dificultades financieras muestran cambios importantes en su patrón de métricas de flujo de efectivo, presentando en la mayoría de los casos, un flujo de operación negativo, así como flujos de inversión positivos provenientes de la liquidación de activos a largo plazo que se efectúan con la finalidad de solventar sus necesidades de efectivo, así como flujos de financiamiento positivos al requerir de nuevas fuentes de financiamiento.

Lo anterior es consistente con las conclusiones de Jooste (2007) quien indica que los signos de una posible quiebra financiera son generalmente evidentes mucho antes de que la entidad falle realmente ya que las entidades fallidas tienen menores flujos de caja que las entidades no fallidas y menores reservas de activos líquidos por lo que tienden a endeudarse más. Cuando las cuentas por pagar aumentan, la entidad recibe crédito adicional generando cambios en el capital de trabajo al mostrar flujos de efectivo positivos, mientras que en otros años experimentan flujos de efectivo negativos.

5.2 Limitaciones y recomendaciones

La mayor limitación encontrada a lo largo de la investigación fue el conformar la muestra de empresas mexicanas que hayan llegado a la quiebra al 31 de diciembre del 2019 (sólo cuatro en más de 20 años), lo que ocasionó que las empresas clasificadas con probabilidad de quiebra no necesariamente hayan estado en una situación tan adversa como una que se haya declarado formalmente en quiebra, lo cual pudo haber afectado los resultados; sin embargo, este hecho no resta utilidad a los resultados de esta investigación ya que se demuestra la eficiencia de las métricas de flujo en el pronóstico de probabilidad de quiebra, por lo que se recomienda una mayor utilización de métricas de flujo en el análisis financiero.

Nuestra recomendación para futuras líneas de investigación sería analizar las métricas de flujo de empresas que realmente hayan quebrado, aumentando la muestra con empresas fallidas de otros países de Latinoamérica e incluir a la industria como variable adicional de control. También se sugiere el uso de informes trimestrales en lugar de informes anuales en el análisis ya que esto puede reducir en cierta medida la precisión predictiva de los modelos de predicción de quiebra estimados. Otra línea de investigación pudiera enfocarse en estudiar el comportamiento de las métricas de flujo de efectivo en empresas pequeñas y medianas que no coticen en las bolsas de valores.

5.3 Consideraciones finales

En la actualidad, las razones financieras basadas en cifras del balance general y estado de resultados son usadas comúnmente en la predicción de las dificultades financieras de las empresas, sin embargo, los índices basados en flujo de efectivo son menos susceptibles a manipulación, por lo que son más confiables. (Karas y Reznakova, 2020).

Los resultados de este estudio demuestran que las métricas de flujo de efectivo son eficientes como herramienta que permite pronosticar con un alto grado de acierto, cuáles son las probabilidades de quiebra de las compañías en el contexto de México.

Derivado de los resultados de esta investigación se puede destacar la importancia de incluir en el análisis financiero y en la determinación de la probabilidad de quiebra a métricas basadas en flujo de efectivo, ya que la información que brindan estas métricas puede ser de gran utilidad para los usuarios de la información financiera en su toma de decisiones.

Referencias

- [1] Akaike, H. (1974). A new look at the statistical model identification. *IEEE transactions on automatic control*, 19(6), 716-723. Springer Series in Statistics. https://doi.org/10.1007/978-1-4612-1694-0_16
- [2] Altman, E. I. (1968). Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *The journal of finance*, 23(4), 589-609. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1968.tb00843.x>
- [3] Altman, E. I. (2002). Revisiting credit-scoring models in a Basel 2 environment. <http://hdl.handle.net/2451/26485>

- [4] Arnold, A. G., Ellis, R. B., & Krishnan, V. S. (2018). Toward effective use of the statement of cash flows. *Journal of Business and Behavioral Sciences*, 30(2), 46-62. http://asbbs.org/files/2019/JBBS_30.2_Fall_2018.pdf#page=46
- [5] Bhandari, S. B., & Iyer, R. (2013). Predicting Business Failure Using Cash Flow Statement Based Measures. *Managerial Finance*, 39(7), 667-676. <https://doi.org/10.1108/03074351311323455>
- [6] Das, S. (2017). Measuring the performance through cash flow ratios-A study on CMC. *Journal of Commerce and Accounting Research*, 6(4), 1. <https://doi.org/10.5267/j.ac.2017.3.001>
- [7] Fawzi, N. S., Kamaluddin, A., & Sanusi, Z. M. (2015). Monitoring distressed companies through cash flow analysis. *Procedia Economics and Finance*, 28, 136-144. [https://doi.org/10.1016/s2212-5671\(15\)01092-8](https://doi.org/10.1016/s2212-5671(15)01092-8)
- [8] Figlewicz, R. E., & Zeller, T. L. (1988). Ratios from statement of cash flows complement traditional analysis. *Financial Management*, 17(4), 9-10. <https://doi.org/10.2307/3665759>
- [9] Jantadej, P. (2006). Using the combinations of cash flow components to predict financial distress. *PhD thesis dissertation. The University of Nebraska-Lincoln*. <https://www.proquest.com/openview/8b3ecc611d5fa6db93c46f79be1aacc1/1?pq-origsite=gscholar&cbl=18750&diss=y>
- [10] Jones, S. (2016). A cash flow based model of corporate bankruptcy in Australia. *Journal of Applied Management Accounting Research*, 14(1), 23. <https://cmaaustralia.edu.au/ontarget/wp-content/uploads/2016/06/JAMAR-14.1-Cash-Flow-Distress-Prediction-Model-Typeset.pdf>
- [11] Jooste, L. (2007). An evaluation of the usefulness of cash flow ratios to predict financial distress. *Professional Accountant*, 7(1), 1-13. <https://doi.org/10.4102/ac.v7i1.2>
- [12] Kajanathan, R., & Velnampy, T. (2014). Liquidity, solvency and profitability analysis using cash flow ratios and traditional ratios: The telecommunication sector in Sri Lanka. *Research Journal of Finance and Accounting*, 5(23), 163-170. <https://core.ac.uk/download/pdf/234630372.pdf>
- [13] Karas, M., & Režňáková, M. (2020). Cash Flows Indicators in the Prediction of Financial Distress. *Engineering Economics*, 31(5), 525-535. <https://doi.org/10.5755/j01.ee.31.5.25202>
- [14] Kirkham, R. (2012). Liquidity analysis using cash flow ratios and traditional ratios: The telecommunications sector in Australia. *Journal of New Business Ideas and Trends*, 10(1), 1-13. http://jnbit.org/upload/JNBIT_Kirkham_2012_1.pdf
- [15] Lin, H. (2015). Default Prediction Model for SME'S: Evidence from UK Market Using Financial Ratios. *International Journal of Business and Management*, 10(2), 81. <https://doi.org/10.5539/ijbm.v10n2p81>
- [16] Rodgers, C. S. (2011). Predicting corporate bankruptcy using multivariate discriminate analysis (MDA), logistic regression and operating cash flows (OCF) ratio analysis: A cash flow-based approach. *Golden Gate University*. <https://www.proquest.com/docview/875560563?pq-origsite=gscholar&fromopenview=true>
- [17] Rodríguez-Masero, N. y López-Manjón, J. D. (2016). El flujo de caja como determinante de la estructura financiera de las empresas españolas. Un análisis en tiempos de crisis. *Revista de Métodos Cuantitativos Para La Economía y La Empresa*, 21, 141-159. <https://doi.org/10.46661/revmetodoscuanteconempresa.4450>
- [18] Rodríguez-Masero, N., & López-Manjón, J. D. (2020). The Usefulness of Operating Cash Flow for Predicting Business Bankruptcy in Medium-Sized Firms. *Revista Brasileira de Gestão de Negócios*, 22(4), 917-931. <https://doi.org/10.7819/rbgn.v22i4.4079>
- [19] Verlekar, R. P., & Kamat, M. S. (2019). Application and Recalibration of Altman Z-score Model for Forecasting Banking Bankruptcy in India. *Wealth: International Journal of Money, Banking & Finance*, 8(2), 74-86. <https://web.s.ebscohost.com/ehost/pdfviewer/pdfviewer?vid=0&sid=f9b7a806-0371-4e9f-9553-5ed8b56edebf%40redis>

- [20] Vidimlić, S. (2019). Innovated Altman's Model as a Predictor of Malfunctioning of Small and Medium-Sized Businesses in Bosnia and Herzegovina. *Economic Themes*, 57(1). <https://doi.org/10.2478/ethemes-2019-0002>
- [21] Welc, J. (2017). EBITDA vs. Cash Flows in Bankruptcy Prediction on the Polish Capital Market. *European Financial and Accounting Journal*, 12(2), 91-103. <https://doi.org/10.18267/j.efaj.183>
- [22] Yap, B. C. F., Munuswamy, S., & Mohamed, Z. (2012). Evaluating company failure in Malaysia using financial ratios and logistic regression. *Asian Journal of Finance and Accounting*, 4(1), 330-344. <https://doi.org/10.5296/ajfa.v4i1.1752>