

¿Siguen siendo vigentes los modelos clásicos de predicción de quiebra? Evidencia en empresas mexicanas que cotizan en bolsa

Do classical bankruptcy prediction models remain valid? Evidence from Mexican Listed firms

Beatriz Sauza Avila ^a, José M. Cruz Domínguez ^b, Claudia B. Lechuga Canto ^c, Suly S. Pérez Castañeda ^d, Dorie Cruz Ramírez ^e, Mónica Jiménez Gutiérrez ^f

Abstract:

Corporate bankruptcy prediction remains a central topic in corporate finance due to its relevance in anticipating financial deterioration processes and supporting decision-making by investors, creditors, and managers. The objective of this study was to assess the current validity of classical bankruptcy prediction models by comparing the Altman Z-Score, Springate, and Zmijewski models in firms from the commercial supplies and services subsector listed in the Mexican market during the 2021–2025 period. The research followed a quantitative, non-experimental, descriptive-comparative approach. The sample consisted of six firms selected through convenience sampling, based on the availability of homogeneous public financial information for the analyzed period and their active presence in financial data platforms. Although this criterion ensures analytical consistency and comparability, it limits external validity; therefore, the findings should be interpreted as exploratory evidence and not generalized to the entire subsector. The results indicate that classical models retain their usefulness in identifying different levels of financial vulnerability, although methodological divergences emerge in firms with intermediate risk or partial recovery trajectories. While in some cases the three models converge in signaling stability or severe deterioration, in others they produce differing results due to their specific sensitivity to liquidity, profitability, leverage, and operational efficiency variables. It is concluded that classical models remain valid as early warning tools when applied in a complementary and contextualized manner.

Keywords:

Bankruptcy prediction, Altman Z-Score, Springate, Zmijewski

Resumen:

La predicción de quiebra empresarial continúa siendo un tema central en las finanzas corporativas debido a su utilidad para anticipar procesos de deterioro financiero y respaldar la toma de decisiones de inversionistas, acreedores y directivos. El objetivo de esta investigación fue analizar la vigencia de los modelos clásicos de predicción de quiebra mediante la comparación de los modelos Altman Z-Score, Springate y Zmijewski en empresas del subsector de suministros y servicios comerciales con cotización en el mercado mexicano durante el periodo 2021–2025. El estudio se desarrolló bajo un enfoque cuantitativo, no experimental y de alcance descriptivo-comparativo. La muestra quedó integrada por seis empresas seleccionadas por conveniencia, con base en la disponibilidad de información financiera pública homogénea para el periodo analizado y su presencia activa en plataformas de consulta financiera.

^a Autor de Correspondencia, Universidad Autónoma del Estado de Hidalgo | Escuela Superior de Ciudad Sahagún | Ciudad Sahagún-Hidalgo | México, <https://orcid.org/0000-0002-7919-6792>, Email: beatriz_sauza@uaeh.edu.mx

^b TecNM | Instituto Tecnológico Superior de Oriente del Estado de Hidalgo | Apan-Hidalgo | México, <https://orcid.org/0000-0003-2215-0694>, Email: macruz@itesa.edu.mx

^c Universidad Autónoma del Estado de Hidalgo | Escuela Superior de Ciudad Sahagún | Ciudad Sahagún-Hidalgo | México, <https://orcid.org/0000-0003-3081-2379>, Email: claublc@uaeh.edu.mx

^d Universidad Autónoma del Estado de Hidalgo | Escuela Superior de Ciudad Sahagún | Ciudad Sahagún-Hidalgo | México, <https://orcid.org/0000-0002-3763-9233>, Email: sulysp@uaeh.edu.mx

^e Universidad Autónoma del Estado de Hidalgo | Escuela Superior de Ciudad Sahagún | Ciudad Sahagún-Hidalgo | México, <https://orcid.org/0000-0002-7853-7655>, Email: doriec@uaeh.edu.mx

^f TecNM | Instituto Tecnológico Superior de Oriente del Estado de Hidalgo | Apan-Hidalgo | México, <https://orcid.org/0009-0007-4762-2295>, Email: mjimenez@itesa.edu.mx

Si bien este criterio asegura consistencia y comparabilidad analítica, limita la validez externa, por lo que los resultados deben interpretarse como evidencia exploratoria y no generalizable al conjunto del subsector. Los resultados muestran que los modelos clásicos conservan utilidad para identificar distintos niveles de vulnerabilidad financiera, aunque presentan divergencias metodológicas en empresas con riesgo intermedio o trayectorias de recuperación parcial. Mientras que en algunos casos los tres modelos coinciden en señalar estabilidad o deterioro severo, en otros se observan diferencias atribuibles a la sensibilidad específica de cada metodología frente a variables de liquidez, rentabilidad, apalancamiento y eficiencia operativa. Se concluye que los modelos clásicos siguen siendo vigentes como herramientas de alerta temprana cuando se utilizan de manera complementaria y contextualizada.

Palabras Clave:

Predicción de quiebra, Altman Z-Score, Springate, Zmijewski

Introducción

La quiebra empresarial constituye uno de los fenómenos más relevantes dentro de las finanzas corporativas debido a sus implicaciones sobre la continuidad operativa de las organizaciones, la estabilidad del mercado y la protección de los intereses de inversionistas, acreedores, trabajadores y proveedores. La incapacidad de una empresa para sostener sus operaciones y cumplir oportunamente con sus obligaciones financieras no solo compromete su permanencia, sino que también puede generar efectos económicos y sociales que trascienden el ámbito organizacional. Por ello, la identificación anticipada de señales de deterioro financiero se ha consolidado como una línea prioritaria de investigación y como una necesidad práctica en la gestión empresarial (Michalkova & Ponisciakova, 2025; Barbullushi et al., 2025).

La literatura especializada coincide en que la quiebra no debe entenderse como un evento repentino, sino como el resultado de un proceso progresivo de debilitamiento financiero. En ese proceso suelen manifestarse etapas previas, como el financial distress y la insolvencia, caracterizadas por problemas de liquidez, reducción de la rentabilidad, incremento del endeudamiento y pérdida de eficiencia operativa. Bajo esta perspectiva, la utilidad de los modelos de predicción radica en su capacidad para identificar patrones tempranos de vulnerabilidad antes de que se materialice un colapso financiero irreversible (Michalkova & Ponisciakova, 2025; Barbullushi et al., 2025).

Entre las herramientas más influyentes en este campo destacan los modelos clásicos de predicción de quiebra. El modelo de Altman (1968), basado en el análisis discriminante múltiple, representó un punto de inflexión al combinar razones financieras para clasificar a las empresas según su nivel de riesgo. Posteriormente, surgieron modelos alternativos como Springate, que simplificó la estructura analítica manteniendo una fuerte capacidad discriminante, y Zmijewski, que incorporó un enfoque probabilístico basado en rentabilidad, liquidez y

apalancamiento para estimar la probabilidad de fracaso financiero (Marsenne et al., 2024; Michalkova & Ponisciakova, 2025). Estas propuestas han sido ampliamente utilizadas debido a su sencillez, interpretabilidad y facilidad de aplicación con información contable pública.

Aunque en años recientes han cobrado fuerza metodologías basadas en inteligencia artificial, aprendizaje automático y redes neuronales, los modelos clásicos continúan ocupando un lugar importante tanto en la investigación académica como en la práctica profesional. Su permanencia responde a que ofrecen resultados comprensibles, replicables y de bajo costo analítico, especialmente en contextos donde la disponibilidad de bases de datos amplias o de variables no estructuradas es limitada (de Abreu Gomes et al., 2024; Samara & Shinde, 2025; Wang et al., 2025). Además, estudios recientes han señalado que, si bien los enfoques avanzados pueden mejorar la precisión predictiva, los modelos tradicionales conservan valor como instrumentos de alerta temprana y comparación empírica (Kapounek et al., 2022; Dhamo et al., 2025; Labosova et al., 2025).

No obstante, la utilidad de estos modelos no puede asumirse como universal. La literatura ha mostrado que su desempeño depende del entorno económico, del sector analizado, del ciclo financiero y de las características institucionales de cada mercado (Gajdosikova et al., 2025). En consecuencia, resulta necesario validar empíricamente su vigencia en contextos específicos. En el caso del mercado mexicano, este esfuerzo adquiere especial relevancia debido a la heterogeneidad empresarial, a la coexistencia de firmas nacionales e internacionales y a las particularidades sectoriales que influyen en la estructura financiera de las empresas que cotizan en bolsa.

La elección del subsector de suministros y servicios comerciales responde a su relevancia estratégica dentro del sector industrial, dado que agrupa empresas que

operan como intermediarias clave en cadenas de valor, con alta exposición a fluctuaciones en costos operativos, demanda agregada y condiciones macroeconómicas. Asimismo, este subsector presenta estructuras financieras heterogéneas, donde coexisten firmas con modelos de negocio intensivos en activos y otras orientadas a servicios, lo que lo convierte en un contexto idóneo para evaluar la sensibilidad y capacidad discriminante de los modelos clásicos de predicción de quiebra. En consecuencia, los hallazgos deben interpretarse dentro de este entorno sectorial específico, lo que implica que su extrapolación a otros sectores debe realizarse con cautela.

A partir de lo anterior, la presente investigación se plantea la siguiente pregunta: ¿siguen siendo vigentes los modelos clásicos de predicción de quiebra para identificar riesgo financiero en empresas del subsector de suministros y servicios comerciales con cotización en el mercado mexicano? En correspondencia con ello, el objetivo general fue analizar la vigencia de los modelos clásicos de predicción de quiebra mediante la comparación de los modelos Altman Z-Score, Springate y Zmijewski en empresas del subsector de suministros y servicios comerciales con cotización en el mercado mexicano durante el periodo 2021–2025. De igual forma, se formuló la hipótesis de que los modelos clásicos de predicción de quiebra siguen siendo vigentes como herramientas de alerta temprana, aunque presentan diferencias en su sensibilidad diagnóstica cuando se aplican a empresas con trayectorias financieras intermedias o procesos de recuperación parcial.

El valor del estudio radica no solo en examinar si estos modelos continúan siendo útiles, sino también en analizar comparativamente su comportamiento dentro de un entorno aplicado. De este modo, la investigación aporta evidencia empírica sobre la persistencia analítica de los modelos clásicos en una literatura cada vez más influida por metodologías basadas en inteligencia artificial.

Marco Teorico

Conceptualización de la quiebra empresarial y del financial distress

La quiebra empresarial constituye uno de los fenómenos más relevantes dentro del análisis de las finanzas corporativas, debido a sus implicaciones sobre la estabilidad económica, la continuidad operativa de las organizaciones y la protección de los intereses de inversionistas y acreedores. La literatura contemporánea coincide en que la quiebra no debe interpretarse como un evento aislado, sino como el resultado de un proceso progresivo de deterioro financiero, en el cual se distinguen etapas intermedias como el financial distress y la

insolvencia (Michalkova & Ponisciakova, 2025; Tanaka et al., 2025).

El *financial distress* representa una fase inicial caracterizada por la disminución de la rentabilidad, problemas de liquidez y creciente dependencia del endeudamiento, mientras que la insolvencia implica una incapacidad estructural para cumplir con las obligaciones financieras, ya sea por insuficiencia de flujos de efectivo o por un desbalance patrimonial entre activos y pasivos (Jayawardana et al., 2025; Barbullushi et al., 2025). En este sentido, la quiebra constituye la etapa final del deterioro financiero, generalmente asociada a procesos legales de liquidación o reestructuración. Este enfoque dinámico ha favorecido el desarrollo de herramientas analíticas orientadas a la identificación temprana de señales de riesgo, dando lugar a un amplio cuerpo de literatura sobre modelos de predicción de quiebra empresarial (Gajdosikova & Michulek, 2025).

Evolución de los modelos de predicción de quiebra

Los modelos de predicción de quiebra han experimentado una evolución significativa a lo largo del tiempo. En sus etapas iniciales se fundamentaron en técnicas estadísticas tradicionales, como el análisis discriminante multivariado, la regresión logit y los modelos probit, que utilizan información financiera histórica para clasificar a las empresas según su nivel de riesgo (Muniappan & Paruvachi Subramanian, 2025; Bayramli, 2025).

Posteriormente, el desarrollo tecnológico y la mayor disponibilidad de datos impulsaron la incorporación de metodologías basadas en inteligencia artificial y aprendizaje automático. Entre ellas destacan random forest, redes neuronales artificiales, support vector machines y modelos ensemble, los cuales han mostrado una mayor capacidad para capturar relaciones no lineales y mejorar la precisión predictiva (Samara & Shinde, 2025; Gabrielli et al., 2026; Wang et al., 2025). Más recientemente, se han propuesto modelos de aprendizaje profundo que integran información financiera multiperíodo y datos no estructurados, como texto de informes anuales, ampliando así las posibilidades de predicción del financial distress en entornos complejos (Elhoseny et al., 2025; Wang et al., 2025). Sin embargo, a pesar de estos avances, los modelos clásicos continúan siendo ampliamente utilizados en la literatura académica y en la práctica profesional debido a su simplicidad, interpretabilidad y robustez, especialmente en estudios comparativos y en mercados emergentes (Dhamo et al., 2025).

Variables financieras y no financieras en la predicción de quiebra

La literatura empírica coincide en que la predicción de quiebra se basa fundamentalmente en variables financieras derivadas de los estados contables. Entre las más relevantes destacan los indicadores de rentabilidad, liquidez, apalancamiento, solvencia y eficiencia operativa, los cuales permiten evaluar de manera integral la salud financiera de las empresas (Muniappan & Paruvachi Subramanian, 2025; Gajdosikova et al., 2025; Musa et al., 2025). Los indicadores de rentabilidad reflejan la capacidad de generación de utilidades; la liquidez mide la capacidad de cumplimiento de obligaciones de corto plazo; el apalancamiento permite evaluar el nivel de endeudamiento y su impacto en el riesgo financiero; y los indicadores de eficiencia muestran la capacidad de utilización de los activos (Gabrielli et al., 2026).

Adicionalmente, estudios recientes han incorporado variables no financieras que complementan el análisis tradicional. Entre estas se encuentran la gobernanza corporativa, las redes de propiedad, el riesgo ambiental, el ciclo económico y la resiliencia empresarial, factores que han mostrado capacidad explicativa en ciertos contextos (Rahayu et al., 2025; Romero Martínez et al., 2025; Durana et al., 2025). No obstante, a pesar de esta ampliación del marco analítico, los ratios financieros continúan constituyendo el núcleo de la mayoría de los modelos de predicción de quiebra, lo que respalda su uso en investigaciones aplicadas, particularmente en mercados emergentes donde la disponibilidad de información es limitada (Barbullushi et al., 2025).

Modelos clásicos de predicción: Altman, Springate y Zmijewski

Dentro del campo de la predicción de quiebra, los modelos de Altman, Springate y Zmijewski se consideran referentes fundamentales por su amplia aplicación y validación empírica. El modelo de Altman (1968), basado en análisis discriminante multivariado, integra cinco razones financieras para clasificar a las empresas en diferentes niveles de riesgo, como zona segura, zona gris y riesgo de quiebra, lo que lo convierte en uno de los modelos más influyentes en la literatura financiera (Saleem et al., 2025; Bayramli, 2025).

El modelo de Springate, retomado en el manuscrito como una adaptación posterior, utiliza cuatro variables seleccionadas mediante técnicas estadísticas, permitiendo una aplicación más sencilla sin sacrificar capacidad predictiva (Singh et al., 2024; Marsenne et al., 2024). Por su parte, el modelo de Zmijewski introduce un enfoque probabilístico basado en regresión probit, utilizando variables clave como rentabilidad, apalancamiento y liquidez para estimar la probabilidad de quiebra y corregir problemas de sesgo muestral presentes

en modelos anteriores (Singh et al., 2024; Michalkova & Ponisciakova, 2025; Bayramli, 2025). La coexistencia de estos modelos refleja diferentes enfoques metodológicos discriminante, simplificado y probabilístico, lo que justifica su comparación en estudios empíricos orientados a evaluar su desempeño relativo.

Evidencia empírica internacional y sensibilidad contextual

La predicción de quiebra ha sido ampliamente estudiada en diferentes contextos geográficos y sectoriales, lo que confirma su relevancia global. Investigaciones recientes han analizado este fenómeno en países como Estados Unidos, Italia, Albania, China, Pakistán, Bélgica y diversas economías de Europa Central y Oriental, utilizando tanto modelos tradicionales como técnicas avanzadas (Samara & Shinde, 2025; Gabrielli et al., 2026; Dharmo et al., 2025; Wang et al., 2025; Saleem et al., 2025; Croquet et al., 2024). Un aspecto clave identificado en esta literatura es que la capacidad predictiva de los modelos depende del contexto económico, sectorial e institucional. Por ejemplo, se ha demostrado que el ciclo económico influye significativamente en la relación entre los indicadores financieros y la probabilidad de quiebra, de modo que el desempeño de los modelos puede variar en periodos de crisis o expansión (Labosova et al., 2025). Asimismo, estudios desarrollados en economías emergentes han señalado la necesidad de adaptar los modelos a las condiciones locales, dado que factores como la estructura de mercado, la regulación y el acceso a financiamiento pueden incidir en los resultados (Musa et al., 2025; Gajdosikova et al., 2025).

Limitaciones de los modelos tradicionales y justificación del estudio

A pesar de su relevancia, los modelos tradicionales presentan limitaciones, especialmente en contextos donde las empresas se encuentran en etapas avanzadas de deterioro financiero. En esos casos, los modelos basados exclusivamente en ratios financieros pueden no capturar completamente la complejidad del proceso de quiebra (Dieperink et al., 2025). En respuesta a estas limitaciones, la literatura reciente ha incorporado nuevas variables y enfoques metodológicos, incluyendo inteligencia artificial, análisis de datos no estructurados y variables cualitativas, lo que ha permitido mejorar la capacidad predictiva de los modelos (Elhoseny et al., 2025; Wang et al., 2025). Sin embargo, estos enfoques no sustituyen por completo a los modelos clásicos, sino que los complementan, lo cual refuerza la importancia de su análisis comparativo.

En este contexto, persiste la necesidad de validar empíricamente los modelos clásicos en entornos específicos. En particular, los mercados emergentes

presentan características propias que pueden afectar su precisión. Por ello, la presente investigación se enfoca en analizar la predicción de quiebra empresarial en seis empresas del subsector de suministros y servicios comerciales con presencia en el mercado mexicano mediante la comparación de los modelos Altman, Springate y Zmijewski. Este enfoque permite evaluar la vigencia de estas herramientas en un contexto latinoamericano y contribuir al desarrollo de instrumentos de gestión del riesgo financiero (Marsenne et al., 2024; Gabrielli et al., 2026).

Metodología

Diseño de investigación

La investigación se desarrolló bajo un enfoque cuantitativo, con diseño no experimental y alcance descriptivo-comparativo. Este diseño resultó pertinente porque permitió analizar información financiera histórica sin manipular variables, con el fin de comparar el comportamiento de tres modelos clásicos de predicción de quiebra en distintos contextos empresariales.

La población de referencia estuvo conformada por empresas del sector industrial vinculadas al subsector de suministros y servicios comerciales con presencia en el mercado mexicano. La muestra fue no probabilística por conveniencia y quedó integrada por seis empresas que cumplieron con dos criterios de inclusión: i) disponibilidad de información financiera pública suficiente para el periodo 2021–2025, y ii) presencia de cotización observable en la plataforma de consulta financiera utilizada. Las empresas analizadas fueron 3M Company, ACCELSABB, Accenture plc, Ecolab Inc., Elis Services SA y Promotora Ambiental, S.A.B. de C.V.

Nota metodológica: Con el fin de mitigar posibles sesgos de selección asociados al muestreo por conveniencia, se adoptaron tres medidas: i) inclusión exclusiva de empresas con información financiera completa y homogénea para todo el periodo de análisis, ii) selección de firmas con presencia activa en el mercado mexicano para garantizar comparabilidad contextual, y iii) aplicación de tres modelos con enfoques metodológicos distintos, lo que permitió reducir la dependencia de los resultados respecto a características particulares de cada empresa. No obstante, se reconoce que estas medidas no eliminan completamente el sesgo de selección.

La información se obtuvo a partir de estados financieros públicos, específicamente balance general y estado de resultados correspondientes al periodo 2021–2025. La recopilación se realizó en la página de Investing.

Se emplearon los ratios financieros requeridos por los modelos Altman Z-Score, Springate y Zmijewski. La selección de estos modelos obedeció a tres razones: su relevancia histórica en la literatura, su uso recurrente en estudios comparativos y su capacidad para representar enfoques metodológicos distintos de predicción de quiebra: discriminante, simplificado y probabilístico.

Los cálculos se realizaron en Microsoft Excel. Para cada empresa y para cada año del periodo analizado se aplicaron las fórmulas correspondientes a los tres modelos y posteriormente se interpretaron con base en sus puntos de corte tradicionales. Después se efectuó un análisis comparativo longitudinal y transversal para identificar patrones de estabilidad, deterioro, recuperación, convergencia y divergencia metodológica.

De acuerdo con el documento base, se utilizaron las fórmulas correspondientes a los modelos Altman, Springate y Zmijewski, así como las variables financieras necesarias para su cálculo: activo circulante, capital de trabajo, activo total, utilidad antes de intereses e impuestos, utilidad antes de impuestos, pasivo circulante, ventas, utilidades retenidas, pasivo total y capital contable. Fórmulas para los cálculos de los modelos:

Modelo Altman

$$z = 1.2 \frac{CT}{AT} + 1.4 \frac{UR}{AT} + 3.3 \frac{UAI}{AT} + 0.6 \frac{CC}{PT} + 0.99 \frac{V}{AT}$$

Modelo Springate

$$z = 1.03 \frac{CT}{AT} + 3.07 \frac{UAI}{AT} + 0.66 \frac{UAI}{PC} + 0.40 \frac{V}{AT}$$

Modelo Zmijewski

$$X = -1.43 - 4.5 \frac{UN}{AT} + 5.7 \frac{PT}{AT} + 0.004 \frac{AC}{PC}$$

Significado de las variables

AC=	Activo circulante
CT=	Capital de trabajo
AT=	Activo total
UAI=	Utilidad antes de intereses e impuestos
UAI=	Utilidad antes de impuestos
PC=	Pasivo circulante
V=	Ventas
UR=	Utilidades retenidas
PT=	Pasivo total
CC=	Capital contable

UAI Utilidad antes de impuestos

Para la interpretación de los resultados obtenidos, se utilizaron los criterios de clasificación establecidos para cada uno de los modelos clásicos analizados (Singh & Mahajan, 2024).

En el caso del modelo de Altman, los valores del puntaje Z se interpretaron de la siguiente manera: un valor de 1.8 o menos indica una muy alta probabilidad de quiebra; valores comprendidos entre 1.81 y 2.99 corresponden a la denominada zona gris, la cual refleja una condición de incertidumbre financiera o vulnerabilidad intermedia; mientras que un valor de 3 o mayor sugiere una muy baja probabilidad de quiebra, asociada a una posición financiera sólida.

Para el modelo de Springate, la clasificación se realizó con base en un punto de corte de 0.862. De este modo, cuando el puntaje obtenido es menor a 0.862, la empresa se clasifica como en quiebra o con alto riesgo financiero; por el contrario, cuando el valor es mayor a 0.862, la empresa se considera no en quiebra, lo que implica una condición financiera relativamente saludable.

En cuanto al modelo de Zmijewski, la interpretación parte del valor X estimado. Si el resultado es mayor a 0.5, la empresa se clasifica como en quiebra o con alta probabilidad de quiebra; en cambio, cuando el valor es menor a 0.5, se interpreta que la empresa se encuentra financieramente sana.

En conjunto, estos criterios permitieron comparar el comportamiento de los tres modelos y evaluar la consistencia o divergencia en la identificación del riesgo de quiebra para las empresas analizadas. La aplicación simultánea de estas reglas de decisión también facilitó una lectura más integral del deterioro financiero, al considerar enfoques metodológicos distintos: discriminante en Altman, simplificado en Springate y probabilístico en Zmijewski.

Resultados

Se analizan empresas que cotizan en la Bolsa Mexicana de Valores y que se encuentran en México que pertenecen al sector industrial, en el subsector de suministros y servicios comerciales de un total de 35 solo 6 cumplían en ser empresas que al buscarlas en la plataforma de investing cumplieran con tener bandera mexicana y tenían información correspondiente del 2021 al 2025, la información corresponde al estado de resultados y al balance general, las empresas son: 3M Company (Figura 1), ACCELSABB (Figura 3), Accenture

plc (Figura 5), Ecolab Inc (Figura 7), Elis Services SA (Figura 9), Promotora Ambiental, S.A.B. De C.V. (Figura 11).

La investigación analizó empresas del subsector de suministros y servicios comerciales con presencia en el mercado mexicano. Del universo identificado, seis empresas cumplieron con los criterios de disponibilidad de información financiera pública para el periodo 2021–2025 y de presencia observable en la plataforma de consulta financiera utilizada. A partir del estado de resultados y del balance general de cada firma, se aplicaron los modelos Altman, Springate y Zmijewski con el propósito de identificar patrones de estabilidad, fragilidad, deterioro y recuperación.

En términos generales, los resultados evidencian que los tres modelos no reaccionan con la misma intensidad frente a los cambios en la estructura financiera de las empresas (Figura 2). Altman mostró una tendencia más frecuente a ubicar a las empresas en zona gris; Springate presentó un comportamiento relativamente más restrictivo, al identificar episodios de riesgo con mayor anticipación; y Zmijewski tendió a ofrecer lecturas más favorables, aun en presencia de ciertas señales de deterioro. Esta configuración confirma que cada modelo privilegia dimensiones específicas del riesgo corporativo, por lo que su análisis conjunto resulta metodológicamente más sólido que una interpretación aislada.

Los resultados para 3M Company muestran una trayectoria no lineal del riesgo de quiebra, caracterizada por tres fases diferenciadas: estabilidad inicial en 2021, deterioro progresivo entre 2022 y 2023, y recuperación parcial en 2024 y 2025. En 2021, los tres modelos coincidieron en clasificar a la empresa en una posición financiera sólida, lo que sugiere una adecuada estructura de capital, niveles sostenibles de rentabilidad y liquidez suficiente para cumplir sus obligaciones financieras. Esta convergencia refuerza la validez de los modelos en contextos de estabilidad, donde los indicadores financieros tienden a ser consistentes entre metodologías.

En 2022 comenzó a observarse un deterioro financiero incipiente. El modelo Altman desplazó a la empresa hacia la zona gris y Springate la clasificó en condición de quiebra, mientras que Zmijewski mantuvo una evaluación de estabilidad. Esta divergencia sugiere que los modelos no reaccionan de manera homogénea ante cambios moderados en los fundamentos financieros, particularmente debido a diferencias en la construcción de variables y en la sensibilidad frente a componentes como rentabilidad y apalancamiento. El año 2023 constituyó el punto crítico del periodo analizado, ya que los tres

modelos convergieron en señalar una alta probabilidad de quiebra, lo que evidencia consistencia metodológica en la detección de episodios de deterioro severo. Posteriormente, en 2024 y 2025 se observó una fase de recuperación, aunque con distinta intensidad: Springate y

Zmijewski reclasificaron a la empresa como financieramente sana, mientras que Altman la mantuvo en zona gris, sugiriendo la persistencia de ciertas debilidades estructurales.

Datos	2021	2022	2023	2024	2025
Activo circulante	15,403.00	14,688.00	16,379.00	15,884.00	16,387.00
Capital de trabajo	6,368.00	5,165.00	1,082.00	4,628.00	6,792.00
Activo total	47,072.00	46,455.00	50,580.00	39,868.00	37,733.00
Utilidades retenidas	45,821.00	47,950.00	37,479.00	36,797.00	38,258.00
Utilidades antes de intereses e impuestos	7,754.00	3,449.00	- 10,201.00	4,181.00	4,708.00
Capital contable	15,117.00	14,770.00	4,868.00	3,894.00	4,747.00
Pasivo total	31,955.00	31,685.00	45,712.00	35,974.00	32,986.00
Ventas	35,355.00	26,161.00	24,610.00	24,575.00	24,948.00
Pasivo circulante	9,035.00	9,523.00	15,297.00	11,256.00	9,595.00
Utilidad neta	5,921.00	5,777.00	- 6,995.00	4,173.00	3,250.00
Utilidad antes de impuestos	7,214.00	4,215.00	- 11,253.00	4,828.00	4,265.00

Figura 1. Datos de la empresa 3M Company. Fuente: Elaboración propia.

Modelo	2021	2022	2023	2024	2025
Almant	3.10	2.66	0.94	2.45	2.79
Springate	1.472	0.860	-0.888	0.971	1.126
Zmijewski	-0.990	-0.966	1.478	0.378	0.302

Figura 2. Resultados de la empresa 3M Company. Fuente: Elaboración propia.

Durante el periodo 2021–2025, ACCELSABB evidenció una trayectoria financiera caracterizada por riesgo moderado, deterioro gradual y ausencia de consenso absoluto entre modelos (Figura 4). Desde la perspectiva de Altman, la empresa permaneció de forma continua en zona gris durante todo el periodo, con valores descendentes entre 2021 y 2024 y una ligera recuperación en 2025. Esta clasificación sugiere una estructura financiera vulnerable, en la que la continuidad operativa se conserva, pero bajo exposición a factores adversos relacionados con solvencia, liquidez o rentabilidad.

El modelo Springate presentó una señal más restrictiva. La empresa fue clasificada como no en quiebra en 2021, pero a partir de 2022 los valores descendieron por debajo del umbral crítico, manteniéndose en condición de quiebra o alto riesgo financiero hasta 2025. Esto sugiere una elevada sensibilidad del modelo frente al deterioro de la

eficiencia operativa y de la capacidad de generación de utilidades. Por su parte, Zmijewski ofreció una evaluación considerablemente más favorable, manteniendo a la empresa clasificada como financieramente sana en todo el periodo, aunque con una tendencia sostenida de deterioro al aproximarse progresivamente hacia cero.

En términos comparativos, la evidencia indica que ACCELSABB enfrentó una situación de fragilidad financiera latente más que un escenario de insolvencia plena. El caso confirma que la predicción de quiebra debe abordarse desde una perspectiva complementaria, ya que cada modelo captura dimensiones distintas del riesgo corporativo.

Datos	2021	2022	2023	2024	2025
Activo circulante	4,275.26	4,637.93	4,503.22	5,067.66	5,627.00
Capital de trabajo	2,026.87	1,556.69	1,144.60	1,532.06	1,824.81
Activo total	10,441.87	11,373.44	11,928.03	15,541.22	15,089.57
Utilidades retenidas	2,780.54	3,035.58	3,298.71	3,687.99	3,805.84
Utilidades antes de intereses e impuestos	734.17	545.20	516.10	935.33	904.56
Capital contable	5,866.90	5,972.36	5,725.79	7,033.02	6,708.29
Pasivo total	4,574.97	5,401.08	6,202.24	8,508.20	8,381.28
Ventas	10,401.99	12,986.50	12,419.87	13,589.29	15,240.19
Pasivo circulante	2,248.39	3,081.24	3,358.62	3,535.60	3,802.19
Utilidad neta	330.38	255.04	263.12	389.28	194.14
Utilidad antes de impuestos	761.72	450.26	449.09	668.67	490.11

Figura 3. Datos de la empresa ACCELSABB. Fuente: Elaboración propia.

Modelo	2021	2022	2023	2024	2025
Almant	2.59	2.49	2.23	2.01	2.18
Springate	1.038	0.841	0.736	0.761	0.798
Zmijewski	-1.937	-1.688	-1.430	-1.286	-1.186

Figura 4. Resultados de la empresa ACCELSABB. Fuente: Elaboración propia.

Los resultados para Accenture plc muestran una posición financiera robusta, con niveles de solvencia y estabilidad que, en términos generales, descartan un escenario de quiebra en el horizonte analizado (Figura 6). La evidencia derivada de los modelos Altman, Springate y Zmijewski presentó un alto grado de consistencia, particularmente en la identificación de una empresa con bajo riesgo financiero y capacidad sostenida para mantener su continuidad operativa.

Desde la perspectiva de Altman, la empresa se ubicó en zona gris en 2021 y 2025, aunque con valores cercanos al umbral superior, mientras que entre 2022 y 2024 superó el nivel asociado con muy baja probabilidad de quiebra. El

modelo Springate reforzó con claridad esta interpretación, al clasificar a la empresa como no en quiebra durante todo el periodo. De igual forma, Zmijewski ofreció una señal concluyente de estabilidad, con valores negativos amplios y consistentes a lo largo de los cinco años. En conjunto, la evidencia muestra que Accenture plc mantuvo una combinación favorable de rentabilidad, eficiencia operativa y solvencia durante todo el periodo analizado.

La ligera reducción observada en Altman en 2025 no altera la conclusión general de estabilidad, sino que sugiere una moderación parcial en el margen de seguridad financiera.

Datos	2021	2022	2023	2024	2025
Activo circulante	19,666.51	21,610.87	23,381.93	20,857.78	28,900.69
Capital de trabajo	3,957.64	4,087.37	5,372.89	1,881.65	8,548.59
Activo total	43,175.84	47,263.39	51,245.31	55,932.36	65,394.90
Utilidades retenidas	13,988.75	18,203.84	19,316.22	23,082.42	21,018.73
Utilidades antes de intereses e impuestos	7,621.53	9,367.18	9,873.04	9,969.35	10,854.15
Capital contable	20,097.11	22,747.09	26,458.60	29,168.24	32,240.97
Pasivo total	23,078.73	24,516.30	24,786.71	26,764.12	33,153.93
Ventas	50,533.39	61,594.31	64,111.75	64,896.46	69,672.98
Pasivo circulante	15,708.87	17,523.50	18,009.04	18,976.13	20,352.10
Utilidad neta	5,906.81	6,877.17	6,871.56	7,264.79	7,678.43
Utilidad antes de impuestos	7,761.12	9,196.17	9,139.33	9,699.32	10,270.39

Figura 5. Datos de la empresa Accenture plc. Fuente: Elaboración propia.

Modelo	2021	2022	2023	2024	2025
Almant	2.83	3.14	3.17	3.01	2.79
Springate	1.431	1.565	1.535	1.383	1.403
Zmijewski	-1.864	-1.993	-2.141	-2.153	-1.933

Figura 6. Resultados de la empresa Accenture plc. Fuente: Elaboración propia.

Los resultados estimados para Ecolab Inc. muestran un perfil financiero de estabilidad moderada con mejora progresiva, aunque con diferencias en la intensidad del diagnóstico según el modelo aplicado (Figura 8). La evidencia no apunta a una situación de quiebra inminente; sin embargo, sí revela una transición desde una posición inicial de mayor vulnerabilidad hacia una condición relativamente más sólida en los años posteriores.

Altman ubicó a la empresa de manera consistente en zona gris durante todo el periodo 2021–2025, lo que indica ausencia de una probabilidad extrema de quiebra, aunque sin alcanzar niveles suficientes de fortaleza para ser clasificada en zona segura. No obstante, el

comportamiento del indicador fue favorable entre 2021 y 2024, con una ligera corrección en 2025. Springate ofreció una lectura más dinámica: clasificó a la empresa en condición de quiebra durante 2021 y 2022, pero a partir de 2023 la reclasificó como no en quiebra, sugiriendo una recuperación operativa suficientemente fuerte como para revertir la señal de distress. Por su parte, Zmijewski mantuvo una señal favorable en todo el periodo, con una mejora progresiva hasta 2024. En conjunto, estos resultados sugieren que Ecolab Inc. conservó viabilidad operativa y fortaleció gradualmente su posición financiera, aunque sin alcanzar una zona de seguridad robusta según el criterio de Altman.

Datos	2021	2022	2023	2024	2025
Activo circulante	4,687.10	5,494.20	5,644.10	6,025.70	5,955.60
Capital de trabajo	1,133.90	1,283.80	1,298.30	1,232.90	420.90
Activo total	21,206.40	21,464.30	21,846.60	22,387.80	24,696.30
Utilidades retenidas	8,814.50	9,318.80	10,075.40	11,517.10	12,834.00
Utilidades antes de intereses e impuestos	1,866.20	1,848.00	2,186.10	2,670.10	2,951.60
Capital contable	7,253.10	7,258.60	8,072.20	8,789.20	9,804.50
Pasivo total	13,953.30	14,205.70	13,774.40	13,598.60	14,891.80
Ventas	12,733.10	14,187.80	15,320.20	15,741.40	16,081.20
Pasivo circulante	3,553.20	4,210.40	4,345.80	4,792.80	5,534.70
Utilidad neta	5,906.81	6,877.17	6,871.56	7,264.79	7,678.43
Utilidad antes de impuestos	1,414.20	1,343.40	1,755.50	2,571.20	2,547.90

Figura 7. Datos de la empresa Ecolab Inc. Fuente: Elaboración propia.

Modelo	2021	2022	2023	2024	2025
Almant	1.84	1.92	2.09	2.26	2.18
Springate	0.828	0.801	0.916	1.058	0.949
Zmijewski	-1.798	-1.964	-2.116	-2.293	-2.258

Figura 8. Resultados de la empresa Ecolab Inc. Fuente: Elaboración propia.

Los resultados obtenidos para Elis Services SA durante el periodo 2021–2025 evidencian una situación de alta vulnerabilidad relativa, aunque con señales de mejora gradual a lo largo del horizonte analizado (Figura 10). La lectura conjunta de los modelos muestra un patrón relevante: mientras Altman y Springate identificaron de forma persistente una condición adversa o cercana a la quiebra, Zmijewski mantuvo una evaluación de solvencia suficiente.

Desde la perspectiva de Altman, la empresa permaneció durante todo el periodo por debajo del umbral de 1.8, lo que la ubica en un escenario de muy alta probabilidad de quiebra. Aun así, la trayectoria ascendente del indicador

muestra una mejora gradual, aunque insuficiente para abandonar la zona crítica. Springate confirmó una lectura igualmente restrictiva, con valores sostenidamente por debajo del punto de corte durante los cinco años, aunque también con cierta recuperación progresiva. En contraste, Zmijewski clasificó a la empresa como financieramente sana durante todo el periodo, con valores que además mejoraron gradualmente al desplazarse hacia niveles más negativos. Esta divergencia metodológica indica que Elis Services SA mantuvo continuidad operativa, pero bajo condiciones de fragilidad estructural que justifican una vigilancia financiera estrecha y una interpretación multidimensional del riesgo de quiebra.

Datos	2021	2022	2023	2024	2025
Activo circulante	973.00	1,309.10	1,770.00	1,763.90	1,654.00
Capital de trabajo	- 92.70 -	148.20 -	372.80 -	382.90 -	398.30
Activo total	8,043.10	8,634.30	9,306.91	9,392.50	9,572.90
Utilidades retenidas	597.60	889.20	1,076.70	1,327.20	1,610.70
Utilidades antes de intereses e impuestos	270.70	439.10	557.10	605.60	613.90
Capital contable	3,013.70	3,212.30	3,475.90	3,598.10	3,812.50
Pasivo total	5,029.40	5,422.00	5,831.01	5,794.40	5,760.40
Ventas	3,048.30	3,820.90	4,309.40	4,573.70	4,796.80
Pasivo circulante	1,065.70	1,457.30	2,142.80	2,146.80	2,052.30
Utilidad neta	114.30	202.60	262.00	337.70	366.60
Utilidad antes de impuestos	170.90	282.30	372.30	466.00	492.80

Figura 9. Datos de la empresa Elis Services SA. Fuente: Elaboración propia.

Modelo	2021	2022	2023	2024	2025
Almant	0.94	1.08	1.13	1.22	1.29
Springate	0.349	0.443	0.442	0.494	0.513
Zmijewski	-0.796	-0.823	-0.852	-0.942	-1.039

Figura 10. Resultados de la empresa Elis Services SA. Fuente: Elaboración propia.

Los resultados obtenidos para Promotora Ambiental, S.A.B. de C.V. durante el periodo 2021–2025 muestran una condición financiera de riesgo intermedio con episodios de tensión operativa, pero sin evidencia concluyente de quiebra estructural (Figura 12). La lectura comparativa de los modelos revela una trayectoria marcada por oscilaciones en el nivel de vulnerabilidad, lo que sugiere que la empresa mantuvo continuidad operativa, aunque bajo un entorno de fragilidad financiera moderada.

Altman ubicó a la empresa en zona gris a lo largo de todo el periodo, mostrando una dinámica oscilante que impide afirmar un fortalecimiento estructural sostenido. Springate presentó una lectura más variable: clasificó a la empresa

como no en quiebra en 2021 y 2022, la situó en condición de quiebra o alto riesgo en 2023 y 2024, y posteriormente registró una recuperación en 2025. Zmijewski, por su parte, mantuvo una señal consistentemente favorable durante todo el periodo.

En conjunto, la evidencia sugiere que la empresa preservó su continuidad operativa, aunque bajo una estructura financiera que no puede considerarse plenamente robusta. Su perfil corresponde, por tanto, al de una organización con vulnerabilidad controlada, cuya estabilidad futura depende de consolidar mejoras operativas y reducir la exposición a tensiones financieras transitorias.

Datos	2021	2022	2023	2024	2025
Activo circulante	2,282.11	1,911.54	2,109.48	2,200.15	2,815.42
Capital de trabajo	1,322.84	869.01	641.73	572.86	1,463.66
Activo total	6,442.31	6,812.91	7,669.37	8,013.96	8,363.81
Utilidades retenidas	1,799.37	2,016.97	2,229.62	2,481.55	-
Utilidades antes de intereses e	455.91	532.80	520.61	660.08	813.35
Capital contable	2,490.84	2,692.81	2,785.74	3,168.14	3,350.38
Pasivo total	3,951.47	4,120.10	4,883.63	4,845.82	5,013.43
Ventas	5,478.17	6,186.88	6,653.13	7,066.73	7,705.59
Pasivo circulante	959.27	1,042.53	1,467.75	1,627.29	1,351.76
Utilidad neta	91.18	217.60	212.65	251.93	300.91
Utilidad antes de impuestos	216	336	261	317	460

Figura 11. Datos de la empresa Promotora Ambiental, S.A.B. De C.V. Fuente: Elaboración propia.

Modelo	2021	2022	2023	2024	2025
Almant	2.09	2.12	1.93	2.06	1.84
Springate	0.917	0.947	0.759	0.808	1.072
Zmijewski	-0.858	-0.989	-0.789	-0.989	-1.037

Figura 12. Resultados de la empresa Promotora Ambiental, S.A.B. De C.V. Fuente: Elaboración propia.

La síntesis de resultados (Figura 13) permite identificar tres patrones principales. En primer lugar, Accenture plc representó el caso de mayor solidez financiera dentro de la muestra, ya que los tres modelos coincidieron ampliamente en clasificarla fuera de escenarios de quiebra. En segundo lugar, 3M Company mostró una trayectoria no lineal, con estabilidad inicial, deterioro financiero severo en 2023 y recuperación parcial posterior, constituyéndose como uno de los casos de mayor convergencia metodológica en torno a un episodio crítico. Finalmente, ACCELSABB, Ecolab Inc., Elis Services SA y

Promotora Ambiental, S.A.B. de C.V. reflejaron perfiles de riesgo más complejos, con discrepancias entre modelos especialmente visibles en escenarios de vulnerabilidad moderada y recuperación parcial. En conjunto, los resultados muestran que los modelos clásicos siguen siendo útiles para detectar patrones de vulnerabilidad financiera, aunque su interpretación es más robusta cuando se realiza de manera integrada. Más que reemplazarse entre sí, los modelos parecen complementarse al capturar diferentes facetas del deterioro corporativo.

Empresa	Altman Z-Score	Springate	Zmijewski	Interpretación integrada
3M Company	Estabilidad inicial, deterioro severo en 2023 y recuperación parcial posterior	Coincide con deterioro crítico y recuperación	Coincide con deterioro crítico y mejora posterior	Riesgo no lineal: estabilidad, crisis y recuperación parcial
ACCELSABB	Zona gris persistente con debilitamiento gradual	Señal adversa desde 2022	Clasificación sana, pero con deterioro progresivo	Vulnerabilidad moderada con divergencia metodológica
Accenture plc	Solidez general; zona gris en años límite	No quiebra en todo el periodo	Sana en todo el periodo	Empresa financieramente sólida y de bajo riesgo
Ecolab Inc.	Zona gris persistente con mejora gradual	Riesgo en fase inicial y recuperación posterior	Sana durante todo el periodo	Riesgo moderado con fortalecimiento progresivo
Elis Services SA	Alta probabilidad de quiebra todo el periodo, aunque con mejora	Señal adversa persistente	Sana en todo el periodo	Fragilidad estructural con recuperación insuficiente
Promotora Ambiental, S.A.B. de C.V.	Zona gris persistente	Episodios temporales de alto riesgo	Sana durante todo el periodo	Vulnerabilidad controlada con tensiones operativas transitorias

Figura 13. Síntesis comparativa de resultados por empresa (2021–2025). Fuente: Elaboración propia.

Discusión

Los hallazgos obtenidos permiten sostener que los modelos clásicos de predicción de quiebra conservan relevancia analítica en el estudio del riesgo financiero corporativo, aunque su desempeño no es uniforme entre empresas ni entre contextos de estabilidad y vulnerabilidad. La evidencia muestra que la utilidad de estos modelos no reside únicamente en clasificar empresas como sanas o en riesgo, sino también en su capacidad para advertir trayectorias diferenciadas de fragilidad financiera.

En primer lugar, la investigación mostró una elevada convergencia entre modelos cuando las empresas se ubicaron en escenarios extremos. En el caso de Accenture plc, los tres modelos coincidieron en identificar una condición de solidez financiera general, mientras que en 3M Company convergieron al detectar un episodio de deterioro crítico en 2023. Este resultado refuerza la idea de que los modelos clásicos siguen siendo especialmente útiles cuando los fundamentos financieros son claramente robustos o claramente adversos, lo cual es consistente con estudios recientes que destacan la validez de las metodologías tradicionales cuando los estados financieros reflejan patrones definidos de estabilidad o distress severo (Kapounek et al., 2022; Marsenne et al., 2024).

En segundo lugar, la investigación pone de relieve que la principal dificultad interpretativa aparece en empresas con niveles intermedios de riesgo. Los casos de ACCELSABB, Ecolab Inc., Elis Services SA y Promotora Ambiental, S.A.B. de C.V. muestran que las divergencias entre Altman, Springate y Zmijewski se vuelven más visibles cuando el deterioro no es extremo y cuando las trayectorias financieras combinan señales de debilidad con indicios de recuperación. Esto sugiere que los modelos clásicos no deben evaluarse bajo una lógica de sustitución, sino desde una perspectiva de complementariedad diagnóstica.

Desde el punto de vista teórico, este hallazgo fortalece la noción de que el financiero distress es un fenómeno multidimensional. No todas las expresiones de deterioro financiero se manifiestan con la misma intensidad en liquidez, rentabilidad, apalancamiento o eficiencia operativa. En consecuencia, cada modelo reacciona según la estructura de variables que privilegia. Altman capta con fuerza desequilibrios acumulados en capital de trabajo, utilidades retenidas y estructura patrimonial; Springate parece más sensible a la rentabilidad operativa; y Zmijewski tiende a ofrecer lecturas menos severas cuando la empresa conserva cierto margen de solvencia.

Esta conclusión coincide con investigaciones recientes que han señalado la necesidad de combinar métricas tradicionales con aproximaciones complementarias para capturar mejor la complejidad del riesgo corporativo (Michalkova & Ponisciakova, 2025; Saleem et al., 2025).

En tercer lugar, el estudio aporta evidencia a favor de la vigencia metodológica de los modelos clásicos incluso en un contexto académico donde predominan enfoques de inteligencia artificial. Si bien la literatura reciente destaca las ventajas de técnicas como redes neuronales, random forest, boosting o modelos ensemble, también reconoce que estas metodologías suelen enfrentar problemas de interpretabilidad, requerimientos de datos más amplios y dificultades para su aplicación en contextos de información limitada (Samara & Shinde, 2025; Tanaka et al., 2025; Wang et al., 2025). Frente a ello, los modelos clásicos conservan ventajas importantes: son transparentes, replicables, comprensibles para usuarios no técnicos y operativamente accesibles. En consecuencia, su vigencia no debe juzgarse únicamente por comparación con algoritmos más complejos, sino también por su utilidad práctica y su capacidad para respaldar decisiones financieras razonables.

En cuarto lugar, los hallazgos confirman la importancia del contexto sectorial y del entorno de mercado. La literatura reciente ha insistido en que el desempeño de los modelos de predicción no es universal, sino sensible a las características del país, del sector, del tamaño empresarial y del momento del ciclo económico (Dhamo et al., 2025; Labosova et al., 2025). En este estudio, la coexistencia de empresas con trayectorias financieras heterogéneas dentro de un mismo subsector evidencia que el análisis del riesgo de quiebra requiere una interpretación contextualizada. Esta conclusión resulta especialmente relevante para mercados emergentes o mixtos, donde conviven firmas locales e internacionales con estructuras de operación diferenciadas.

En suma, el principal aporte teórico del estudio consiste en demostrar que la vigencia de los modelos clásicos no debe entenderse en términos dicotómicos, sino como una vigencia condicionada por el tipo de empresa y por el nivel de severidad del deterioro financiero. Desde una perspectiva aplicada, la investigación también ofrece una contribución útil para analistas financieros, inversionistas, directivos y académicos, al mostrar que la combinación de Altman, Springate y Zmijewski permite construir una lectura más completa del riesgo corporativo, especialmente en contextos donde el acceso a herramientas avanzadas de modelación es limitado y donde la toma de decisiones depende de indicadores financieros públicos y fácilmente verificables.

Conclusiones

La presente investigación tuvo como objetivo analizar la vigencia de los modelos clásicos de predicción de quiebra mediante la comparación de Altman Z-Score, Springate y Zmijewski en empresas del subsector de suministros y servicios comerciales con cotización en el mercado mexicano durante el periodo 2021–2025. A partir de la evidencia empírica obtenida, se concluye que estos modelos continúan siendo herramientas vigentes y útiles para evaluar el riesgo financiero corporativo.

Los resultados permiten aceptar la hipótesis planteada, ya que los modelos clásicos mostraron capacidad para identificar señales tempranas de deterioro financiero y distinguir entre escenarios de estabilidad, vulnerabilidad moderada y distress severo. No obstante, también se comprobó que su sensibilidad diagnóstica difiere en empresas con trayectorias intermedias o procesos de recuperación parcial, lo que confirma la conveniencia de utilizarlos de manera complementaria. En términos analíticos, el estudio demuestra que los modelos clásicos siguen siendo particularmente eficaces en escenarios extremos, donde existe mayor claridad en la señal financiera, y que sus divergencias aparecen con mayor fuerza en empresas que combinan fragilidad estructural con capacidad de continuidad operativa. Por ello, su principal fortaleza contemporánea no radica en ofrecer una verdad única sobre la probabilidad de quiebra, sino en permitir una evaluación multidimensional del riesgo.

En consecuencia, se concluye que los modelos clásicos de predicción de quiebra mantienen su vigencia en el ámbito de las finanzas corporativas, no como instrumentos aislados o infalibles, sino como herramientas complementarias, interpretables y metodológicamente sólidas para el diagnóstico financiero empresarial. Su permanencia en la literatura y en la práctica se sustenta en su capacidad para generar señales consistentes, comparables y analíticamente relevantes, lo que les permite aportar valor en contextos aplicados caracterizados por la disponibilidad limitada de información y la necesidad de evaluaciones financieras oportunas. Desde una perspectiva práctica, el estudio propone un criterio de integración diagnóstica basado en tres niveles: i) convergencia total, cuando los tres modelos coinciden, lo que permite emitir un diagnóstico robusto; ii) divergencia moderada, cuando dos modelos coinciden, en cuyo caso se recomienda priorizar el modelo más sensible al tipo de riesgo predominante (rentabilidad, liquidez o apalancamiento); y iii) divergencia alta, cuando los tres modelos difieren, situación en la que se sugiere complementar el análisis con indicadores financieros adicionales o variables cualitativas. Este enfoque permite transformar la

aparente inconsistencia entre modelos en una herramienta analítica de mayor solidez y capacidad explicativa para la toma de decisiones.

Limitaciones del estudio

El estudio presenta algunas limitaciones. En primer lugar, la muestra es reducida y no probabilística, por lo que los resultados no pueden generalizarse a todo el mercado mexicano. En segundo lugar, la investigación se basó exclusivamente en información financiera contable, sin incorporar variables macroeconómicas, de gobierno corporativo, sostenibilidad o factores cualitativos que también pueden influir en la probabilidad de quiebra. En tercer lugar, el análisis comparó únicamente tres modelos clásicos, de modo que no se evaluó su desempeño frente a metodologías contemporáneas basadas en inteligencia artificial o aprendizaje automático. Finalmente, la heterogeneidad de las empresas incluidas en la muestra obliga a interpretar los resultados con cautela, dado que las trayectorias financieras responden a estructuras corporativas no necesariamente homogéneas

Líneas futuras de investigación

Las futuras investigaciones podrían ampliar la muestra hacia otros sectores y periodos, lo que permitiría contrastar si los patrones observados se mantienen en distintos contextos corporativos. También sería pertinente incorporar variables no financieras, como indicadores de gobernanza corporativa, sostenibilidad, riesgo ambiental o contexto macroeconómico, con el fin de enriquecer la predicción del distress financiero. Adicionalmente, se recomienda comparar el desempeño de Altman, Springate y Zmijewski con metodologías avanzadas, como random forest, XGBoost, redes neuronales artificiales y modelos ensemble. Finalmente, sería relevante desarrollar estudios orientados a recalibrar puntos de corte para el mercado mexicano, con el propósito de adaptar los modelos clásicos a las características institucionales, sectoriales y contables del contexto nacional.

Referencias

- Altman, E. (1968). Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *Journal of Finance*, 23(4), 589–609.
- Barbullushi, E., Kastrati, A., & Kinka, A. (2025). Insolvency pattern trends in Albanian enterprises: An in-depth investigation. *WSEAS Transactions on Business and Economics*, 22, 845–859. <https://doi.org/10.37394/23207.2025.22.74>
- Bayramli, R. (2025). Financial failure prediction models [Maliyya uğursuzluğunu proqnozlaşdırma modelləri]. *Scientific Work*, 19(11), 69–75. <https://doi.org/10.36719/2663-4619/123/69-75>
- Croquet, M., Cultrera, L., Laroutis, D., Pozniak, L., & Vermeulen, G. (2024). Exploring the role of global value chain position in economic

- models for bankruptcy forecasting. *Econometrics*, 12(4), Article 31. <https://doi.org/10.3390/econometrics12040031>
- de Abreu Gomes, A. Z., Lopes, C., & da Silva, R. F. P. B. (2024). Advancements in bankruptcy prediction models and bibliometric analysis. *Proceedings of the European Conference on Research Methods in Business and Management Studies*, 23(1), 82–91. <https://doi.org/10.34190/ecrm.23.1.2428>
- Dhamo, Z., Gjeçi, A., Zibri, A., & Prendi, X. (2025). Business distress prediction in Albania: An analysis of classification methods. *Journal of Risk and Financial Management*, 18(3), Article 118. <https://doi.org/10.3390/jrfm18030118>
- Dieperink, H., Adriaanse, J., & Dechesne, M. (2025). Predicting viability of small businesses on the edge of failure. *Journal of Small Business Management*, 63(5), 2422–2454. <https://doi.org/10.1080/00472778.2024.2435506>
- Durana, P., Poliak, M., Kovalova, E., & Blazek, R. (2025). Prediction models reloaded: Advanced insights for SMEs in the Bucharest Nine countries. *Oeconomia Copernicana*, 16(2), 689–760. <https://doi.org/10.24136/oc.3764>
- Elhoseny, M., Alhashmi, S. M., Deif, M. A., Boujlil, R., & Metawa, N. (2025). Hybrid deep learning for bankruptcy prediction: An optimized LSTM model with harmony search algorithm. *Journal of Intelligent Systems*, 34(1), Article 20250058. <https://doi.org/10.1515/jisys-2025-0058>
- Gabrielli, G., Melioli, A., & Bertini, F. (2026). Corporate financial distress prediction: A machine learning approach in the era of big data. *Journal of Accounting and Organizational Change*, 22(7), 31–65. <https://doi.org/10.1108/JAOC-05-2025-0166>
- Gajdosikova, D., & Michulek, J. (2025). Artificial intelligence models for bankruptcy prediction in agriculture: Comparing the performance of artificial neural networks and decision trees. *Agriculture*, 15(10), Article 1077. <https://doi.org/10.3390/agriculture15101077>
- Gajdosikova, D., Valaskova, K., & Klietnik, T. (2025). Predicting bankruptcy and ensuring financial sustainability: A focus on Visegrad economies. *Journal of International Studies*, 18(3), 122–143. <https://doi.org/10.14254/2071-8330.2025/18-3/7>
- Investing.com. (2025). Investing.com. <https://www.investing.com/>
- Jayawardana, J., Wijeratne, P., Vrcelj, Z., & Sandanayake, M. (2025). Artificial intelligence for predicting insolvency in the construction industry—A systematic review and empirical feature derivation. *Buildings*, 15(17), Article 2988. <https://doi.org/10.3390/buildings15172988>
- Kapounek, S., Hanousek, J., & Bílý, F. (2022). Predictive ability of Altman Z-score of European private companies Predikční schopnost Altmanova Z-skóre evropských soukromých společností. *Politická ekonomie*, 70(3), 265–287. <https://doi.org/10.18267/j.polek.1353>
- Labosova, V., Duricova, L., & Durana, P. (2025). One model fits all? Evaluating bankruptcy prediction across different economic periods. *Economies*, 13(12), Article 361. <https://doi.org/10.3390/economies13120361>
- Marsenne, M., Ismail, T., Taqi, M., & Hanifah, I. A. (2024). Financial distress predictions with Altman, Springate, Zmijewski, Taffler and Grover models. *Decision Science Letters*, 13(1), 181–190. <https://doi.org/10.5267/j.dsl.2023.10.002>
- Michalkova, L., & Ponisciakova, O. (2025). Bankruptcy prediction, financial distress and corporate life cycle: Case study of Central European enterprises. *Administrative Sciences*, 15(2), Article 63. <https://doi.org/10.3390/admsci15020063>
- Muniappan, M., & Paruvachi Subramanian, N. D. (2025). A majority voting mechanism-based ensemble learning approach for financial distress prediction in Indian automobile industry. *Journal of Risk and Financial Management*, 18(4), 197. <https://doi.org/10.3390/jrfm18040197>
- Musa, H., Musová, Z., & Rech, F. (2025). Is it possible to build a stable ex-ante bankruptcy prediction model for Visegrad Group companies? A multi-year approach. *Journal of International Studies*, 18(2), 159–176. <https://doi.org/10.14254/2071-8330.2025/18-2/9>
- Rahayu, D. S., Husodo, Z. A., Pidanic, J., Li, X., & Suhartanto, H. (2025). A technique to predict bankruptcy using ultimate ownership network as key indicators. *International Journal of Technology*, 16(1), 275–288. <https://doi.org/10.14716/ijtech.v16i1.7516>
- Romero Martínez, M., Carmona Ibáñez, P., & Martínez Vargas, J. (2025). Predicting business failure with the XGBoost algorithm: The role of environmental risk. *Sustainability*, 17(11), Article 4948. <https://doi.org/10.3390/su17114948>
- Saleem, U., Noreen, U., Shafique, A., & Danila, N. (2025). Downside risk applied to bankruptcy predicting models. *Cogent Economics & Finance*, 13(1), Article 2560023. <https://doi.org/10.1080/23322039.2025.2560023>
- Samara, K., & Shinde, A. (2025). Bankruptcy prediction using machine learning and data preprocessing techniques. *Analytics*, 4(3), Article 22. <https://doi.org/10.3390/analytics4030022>
- Singh, G., & Mahajan, R. (2024). Predictive analytics: A review of bankruptcy prediction models. *International Journal for Multidisciplinary Research (IJFMR)*, 6(4), 1–8. <https://www.ijfmr.com/papers/2024/4/24838.pdf>
- Tanaka, K., Higashide, T., Kinkyo, T., & Hamori, S. (2025). A multi-stage financial distress early warning system: Analyzing corporate insolvency with random forest. *Journal of Risk and Financial Management*, 18(4), Article 195. <https://doi.org/10.3390/jrfm18040195>
- Wang, C., Gong, P., Li, J., & Wang, Z. (2025). Corporate financial distress prediction with multiperiod annual report data: A fusion deep neural network model. *PLOS One*, 20(9), e0333064. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0333064>