

Modelo Z de Altman como predictor de quiebra en el mercado de valores ecuatoriano, 2014-2024

Andrés Esteban Aguilar-Viteri^{1*}; Edgar Efraín Osejos-Domínguez²;
Gabriela Alexandra Carrillo-Sánchez³; Arminda Asunción Andrade Cabrera⁴

Resumen

Este trabajo examina la situación financiera de las empresas que operaron en el mercado de valores ecuatoriano entre 2014 y 2024, con el objetivo de evaluar la aplicabilidad del modelo Z de Altman para identificar condiciones de vulnerabilidad financiera y su relación con eventos posteriores de mora. A partir de datos oficiales y de una muestra representativa de emisiones, se analizaron las razones de liquidez, rentabilidad, solvencia patrimonial y rotación de activos que integran el modelo. El 54,86 % de las empresas analizadas se ubicó en la zona de riesgo financiero. Las pruebas estadísticas evidenciaron diferencias significativas entre las zonas en liquidez, rentabilidad acumulada, rentabilidad operativa y rotación de activos; sin embargo, no se encontró una asociación estadísticamente significativa entre la clasificación por zonas y la ocurrencia posterior de mora. Los resultados respaldan el uso del Z-Score como herramienta complementaria de alerta temprana y evaluación de vulnerabilidad financiera en el mercado de valores ecuatoriano.

Palabras clave: modelo Z de Altman, predicción de quiebra, riesgo financiero, mercado de valores, insolvencia empresarial, Ecuador.

Altman's Z-Score Model as a Bankruptcy Predictor in the Ecuadorian Stock Market, 2014-2024

Abstract

This study examines the financial condition of the companies that operated in the Ecuadorian securities market between 2014 and 2024, with the aim of assessing the applicability of Altman's Z-Score model to identify conditions of financial vulnerability and their relationship with subsequent default events. Drawing on official data and a representative sample of issuances, the study analyzed the liquidity, profitability, equity solvency, and asset-turnover ratios that make up the model. A total of 54.86% of the companies analyzed fell within the financial-risk zone. Statistical tests revealed significant differences across zones in liquidity, retained earnings, operating profitability, and asset turnover; however, no statistically significant association was found between the zone classification and the subsequent occurrence of default. The findings support the use of the Z-Score as a complementary early-warning and financial-vulnerability assessment tool in the Ecuadorian securities market.

Keywords: Altman Z-Score model, bankruptcy prediction, financial risk, stock market, corporate insolvency, Ecuador.

Recibido: 27 de junio de 2026

Aceptado: 24 de agosto de 2026

¹ Universidad Central del Ecuador, aeaguilar@uce.edu.ec, <https://orcid.org/0009-0007-2195-1015>

² Universidad Central del Ecuador, eeosejo@uce.edu.ec, <https://orcid.org/0009-0009-3807-2556>

³ Superintendencia de Compañías, Valores y Seguros del Ecuador, gcarrillos@supercias.gob.ec, <https://orcid.org/0009-0004-1999-6853>

⁴ Universidad Central del Ecuador, aaandrade@uce.edu.ec, <https://orcid.org/0000-0003-3211-1592>

*Autor de correspondencia

I. INTRODUCCIÓN

El análisis de la situación financiera y la identificación temprana del deterioro empresarial son relevantes para la estabilidad de los mercados de valores. Desde la propuesta de Edward Altman en 1968, el modelo Z se ha consolidado como una herramienta de referencia para evaluar el riesgo de insolvencia mediante la combinación de varios indicadores financieros en un único índice. Su permanencia en la literatura y su aplicación en distintos sectores y economías muestran que, pese al desarrollo de metodologías más recientes, continúa siendo un instrumento útil para aproximarse a la vulnerabilidad financiera de las empresas.

Durante el período 2014-2024, el mercado de valores ecuatoriano estuvo expuesto a cambios económicos, políticos y globales que incidieron en el entorno empresarial. A pesar de ello, la evidencia sobre el comportamiento del modelo Z de Altman en este mercado sigue siendo limitada. Analizarlo en el contexto ecuatoriano permite establecer hasta qué punto sus indicadores distinguen diferentes condiciones financieras entre los emisores y si esa clasificación guarda relación con eventos posteriores de mora.

Altman y Hotchkiss (2006), sostienen que los modelos de predicción de insolvencia funcionan sobre todo como catalizadores de cambio constructivo, más allá de la simple advertencia sobre riesgos financieros: dan a las organizaciones información oportuna para tomar decisiones estratégicas que favorezcan su recuperación y sostenibilidad a largo plazo. En el caso de Ecuador, donde el sistema financiero todavía está en desarrollo, herramientas como el modelo Z pueden contribuir a fortalecer la gobernanza financiera, promover la transparencia en los mercados de capital y reducir la asimetría de información entre empresas e inversionistas.

En este contexto, la investigación evalúa la aplicabilidad del modelo Z de Altman en el mercado de valores ecuatoriano durante 2014-2024 y examina su relación con eventos posteriores de mora. La pregunta de investigación es: ¿en qué medida la aplicación del modelo Z de Altman permite identificar condiciones de vulnerabilidad financiera y su relación con eventos posteriores de mora en empresas participantes del mercado de valores ecuatoriano durante el período 2014-2024?

En correspondencia con esta pregunta, el objetivo general es evaluar la aplicabilidad del modelo Z de Altman en las empresas participantes del mercado de valores ecuatoriano durante 2014-2024, a partir de sus indicadores financieros y de la clasificación en las zonas establecidas por el modelo, y examinar la relación de dicha clasificación con eventos posteriores de mora en el pago de obligaciones.

El aporte del estudio se concentra en dos aspectos. Primero, proporciona evidencia empírica sobre el comportamiento del Z-Score en un mercado emergente poco estudiado. Segundo, permite valorar su alcance como herramienta complementaria para identificar vulnerabilidad financiera y apoyar el análisis realizado por inversionistas, gestores empresariales y organismos de supervisión.

Estado del arte

El modelo Z de Altman constituye uno de los referentes clásicos para el análisis del riesgo de quiebra empresarial. Desarrollado por Edward I. Altman en 1968, combina razones financieras asociadas con liquidez, rentabilidad, solvencia y eficiencia para obtener una medida sintética de la condición financiera de una empresa. Sus posteriores modificaciones respondieron a la necesidad de aplicarlo en sectores y contextos distintos de aquellos para los que fue diseñado originalmente. En paralelo, surgieron otros enfoques, como el modelo probabilístico de Ohlson (1980), basado en regresión logística. Aun con estas alternativas, el Z-Score conserva un lugar relevante en la literatura sobre insolvencia y deterioro financiero.

En mercados emergentes, donde la volatilidad y la incertidumbre son más pronunciadas, el modelo Z de Altman ha demostrado ser una herramienta útil para predecir quiebras: los modelos basados en contabilidad y ratios financieros resultan más robustos para obtener información sobre el riesgo de quiebra, aunque combinar distintos métodos mejora la evaluación integral (Agarwal & Taffler, 2008). En el mercado de valores ecuatoriano, su uso fue limitado en los primeros años del período estudiado (2014-2024), pero fue ganando peso conforme el mercado creció y aumentó la necesidad de indicadores más precisos para inversores y analistas. Contrastar el modelo con otros enfoques sigue siendo recomendable, pues pueden complementarse entre sí

según el entorno empresarial (Klišťincová, 2024).

Altman et al. (2017) señalan que, si bien el modelo Z tiene limitaciones inherentes en mercados no desarrollados, sigue siendo aplicable con ciertas adaptaciones gracias a su enfoque basado en ratios. Pese a las críticas que recibe, mantiene tres ventajas concretas: primero, el fracaso corporativo no es un evento repentino, y la información contable revela con antelación el deterioro de una empresa; segundo, el sistema de partida doble garantiza que cualquier maquillaje contable o cambio de políticas tenga un efecto mínimo en el resultado, porque combina distintos rubros de manera simultánea; y tercero, los impactos reales sobre la empresa terminan reflejándose en cifras contables, lo que favorece la fiabilidad de un análisis basado en ratios. Aplicado a 31 países europeos y 3 no europeos, el modelo Z-Score alcanzó una precisión del 75%, con margen para superar el 90% si se incorporan variables adicionales.

El modelo también ha mostrado resultados sólidos fuera de Estados Unidos, en particular en Italia, siempre que se realicen las adaptaciones necesarias. En un estudio sobre empresas italianas, Altman, Danovi y Falini (2013) precisan que “las diferencias en los contextos económicos, sociales y legislativos representan uno de los principales desafíos para la aplicación del modelo (...) sin embargo, los resultados son bastante convincentes en cuanto a la aplicabilidad del modelo, si bien existen las diferencias culturales y económicas entre EE.UU. e Italia” (p. 5). Esta conclusión refuerza la viabilidad de adaptar el modelo al mercado ecuatoriano, que comparte varias de esas características, como la fuerte dependencia del crédito bancario y estructuras empresariales similares a las de las pymes italianas.

La evidencia reciente sobre fragilidad financiera en micro, pequeñas y medianas empresas (pymes) muestra que el riesgo no puede evaluarse de forma agregada: se necesita un enfoque sectorial y longitudinal que permita identificar vulnerabilidades estructurales y diferencias de desempeño entre sectores. El modelo Z-Score de Altman sigue siendo, en ese sentido, una herramienta válida para predecir dificultades financieras en economías emergentes: en India permitió clasificar eficazmente a las pymes en las zonas del modelo y capturar cambios en su salud financiera antes, durante y después de la pandemia de

COVID-19, revelando una recuperación desigual entre sectores y una fragilidad persistente en aquellos con estructuras de costos intensivas y alta depreciación de activos. Esto respalda el uso del Z-Score como sistema de alerta temprana y como instrumento útil para decisiones gerenciales, crediticias y de política pública orientadas a fortalecer la resiliencia financiera de las pymes (Agrawal, 2025).

El modelo de Altman, aplicado como predictor de problemas financieros y de quiebra en distintos sistemas, representa un aporte que complementa la visión tradicional del análisis financiero, como lo muestra su uso en el sector de cadena de suministro (Alcalde et al., 2022).

Aunque el modelo fue pensado originalmente para el sector privado, la evidencia empírica muestra que también sirve para evaluar la salud financiera de empresas públicas, donde resulta clave para garantizar su sostenibilidad operativa y mitigar riesgos fiscales de largo plazo. Estas entidades suelen contar con respaldo estatal que reduce la probabilidad de quiebra formal, pero un desempeño financiero deficiente genera presiones recurrentes sobre el presupuesto público y refleja problemas estructurales de eficiencia y gobernanza; de ahí que el modelo también sirva para generar alertas tempranas sobre su desempeño financiero (Bhambra & Dessai, 2026).

En conjunto, estos antecedentes muestran que el valor del modelo Z no se limita a anticipar una eventual quiebra. Su utilidad también reside en ordenar información contable dispersa y convertirla en una señal interpretable sobre la condición financiera de la empresa. Esta característica resulta pertinente para el presente estudio, cuyo interés se centra en determinar qué tan bien diferencia situaciones de vulnerabilidad financiera en el mercado ecuatoriano y cómo se relaciona esa clasificación con la mora observada posteriormente.

En la región, estudios realizados en Colombia han examinado la eficacia del modelo en pequeñas y medianas empresas y en compañías en proceso de reorganización, evaluando su capacidad predictiva a partir de factores como la estructura financiera y el nivel de endeudamiento. No existe, sin embargo, un consenso claro sobre qué determina el comportamiento del Z-Score, lo que sugiere la necesidad de adaptar el modelo a las características

específicas de cada sector y región (Isaac-Roque & Caicedo-Carrero, 2023).

A nivel local, Molina Panchi et al. (2022) sugieren que conviene considerar las características del sector al aplicar el modelo Z de Altman en Ecuador, mientras que Bermeo Chiriboga & Armijos Cordero (2021) concluyen que el modelo Z2 de Altman es una herramienta útil para predecir el riesgo de quiebra empresarial. Ambos coinciden, sin embargo, en que el modelo requiere ajustes específicos según la estructura económica del país.

Uno de los principales desafíos para aplicar el modelo Z en Ecuador es adaptar sus variables a las particularidades del contexto local. Estudios previos han mostrado que la efectividad de los modelos de predicción de quiebra puede variar de forma significativa según el entorno económico y las características propias de las empresas analizadas (Altman, 2018). La evidencia también sugiere que incorporar variables adicionales, incluso cualitativas, como las características del auditor, puede mejorar la precisión de las predicciones (Cenciarelli et al., 2018), algo especialmente relevante en Ecuador, donde las empresas suelen tener estructuras financieras y operativas distintas a las de los mercados desarrollados.

El modelo Z sigue siendo un instrumento confiable para identificar empresas en deterioro o insolvencia financiera, pero no es el único disponible. Existen otros modelos como los de Ohlson y Beaver, Springate (Torres-Vera, 2024), Fulmer y Pascale (Molina Panchi y Molina Panchi, 2023), y enfoques más recientes basados en redes neuronales artificiales, máquinas de soporte vectorial, árboles de decisión y algoritmos genéticos (Alaka et al., 2018). En todos los casos, la literatura coincide en que la elección del modelo debe basarse en el contexto específico de cada situación, y no en la popularidad del método.

Con el avance de la inteligencia artificial (IA) en el análisis financiero, ha surgido la pregunta de si un modelo basado en ratios financieros tradicionales, como el de Altman, puede seguir siendo relevante. Investigaciones recientes han empezado a explorar la integración de IA y machine learning para mejorar las predicciones de quiebra (Gabrielli et al., 2026), sobre todo en mercados dinámicos y emergentes como el ecuatoriano.

De cara al futuro, la integración de machine

learning e inteligencia artificial, junto con una mayor transparencia financiera, podría facilitar un mejor uso del modelo de predicción de quiebras en Ecuador. Distintas investigaciones destacan que la inteligencia artificial tiene el potencial de mejorar de forma significativa la precisión de estos modelos al permitir el análisis de grandes volúmenes de datos (Ruan & Liu, 2021; Elviani et al., 2020).

La incorporación de estas técnicas ofrece oportunidades para los mercados emergentes, pero también introduce exigencias adicionales. La capacidad de procesar grandes volúmenes de información no garantiza, por sí misma, mejores predicciones: los resultados dependen de la calidad de los datos, de la selección de variables y del tratamiento de conjuntos altamente dimensionales o desbalanceados (Gao et al., 2025). Por ello, la mayor complejidad metodológica debe evaluarse frente a la disponibilidad y confiabilidad de la información financiera.

La predicción del deterioro corporativo, que puede desembocar en quiebra, ha sido un tema central en la literatura financiera, y esta se orienta cada vez más hacia enfoques de machine learning e inteligencia artificial, con mayor precisión predictiva. La evidencia reciente advierte, sin embargo, que el énfasis exclusivo en la exactitud estadística ha dejado en segundo plano aspectos igual de importantes: la interpretabilidad de los modelos, su aceptación por parte de los usuarios y los costos de implementación asociados a infraestructura, especialización técnica y opacidad algorítmica. El modelo Z-Score de Altman conserva, frente a esto, una relevancia notable gracias a su simplicidad, transparencia y bajo requerimiento de recursos, lo que lo hace especialmente adecuado para organizaciones con capacidades analíticas limitadas (Braunsberger & Aschauer, 2025).

La IA ha mostrado un gran potencial para complementar y mejorar el modelo de Altman al permitir la integración de una mayor cantidad de variables y la identificación de patrones no evidentes en los datos financieros (Gabrielli et al., 2026). Con todo, la investigación empírica sobre la predicción de quiebra en las economías en desarrollo continúa siendo escasa y, en el caso de mercados emergentes como el ecuatoriano, se torna aún más fragmentaria (Matenda et al., 2022).

El desarrollo de estos enfoques abre una línea de investigación relevante para contrastar el desempeño

de modelos tradicionales y técnicas de mayor complejidad. En mercados como el ecuatoriano, esa comparación puede contribuir a establecer si las ganancias en capacidad predictiva compensan los mayores requerimientos de datos, infraestructura e interpretación.

En Ecuador, una limitación adicional es la disponibilidad desigual de información financiera detallada y oportuna en una parte importante del tejido empresarial (Matenda et al., 2022). Esta restricción afecta cualquier metodología basada en información contable y refuerza la necesidad de interpretar el Z-Score dentro de las condiciones concretas de calidad y disponibilidad de los datos.

II. METODOLOGÍA

El estudio siguió un enfoque cuantitativo basado en información financiera oficial. La recopilación se concentró en las emisiones registradas en la Bolsa de Valores de Quito y en los estados financieros disponibles en la Superintendencia de Compañías, Valores y Seguros del Ecuador. Se consideraron tres instrumentos de financiamiento empresarial: papel comercial, titularización y emisión de obligaciones. La combinación de estas fuentes permitió construir la base necesaria para calcular las variables del modelo Z de Altman y contrastar posteriormente sus resultados.

En una primera fase se revisó la base histórica publicada por la Bolsa de Valores de Quito en la sección de obligaciones, papel comercial y titularizaciones (<https://www.bolsadequito.com/index.php/estadisticas/boletines-2/emisiones>). El archivo consultado contiene información correspondiente a 2014-2024 y permitió identificar 1.162 emisiones durante el período de estudio, equivalentes a un promedio aproximado de 106 emisiones por año.

Para garantizar la representatividad estadística de la investigación, el tamaño de la muestra se determinó con la fórmula para poblaciones finitas:

$$n = \frac{N \cdot Z^2 \cdot p \cdot q}{e^2 \cdot (N-1) + Z^2 \cdot p \cdot q} \quad (1)$$

La población estuvo conformada por 1.162 emisiones registradas durante 2014-2024. Para determinar el tamaño muestral se utilizó un nivel de confianza del 95 % ($Z = 1,96$), máxima variabilidad poblacional ($p = 0,50$; $q = 0,50$) y se trabajó con 146 observaciones, lo que corresponde a un margen de

error aproximado del 7,6 %. Este nivel de precisión se asumió considerando el carácter aplicado del estudio y el levantamiento individual de estados financieros requerido para calcular las variables del modelo. Como referencia, un margen de error del 5 % habría requerido aproximadamente 289 observaciones, posibilidad que queda abierta para investigaciones posteriores.

Las 146 emisiones se distribuyeron proporcionalmente según el peso de cada año en el total del período: 2014 (14), 2015 (10), 2016 (8), 2017 (11), 2018 (15), 2019 (14), 2020 (14), 2021 (13), 2022 (16), 2023 (18) y 2024 (13). Con esta asignación se buscó conservar la estructura temporal de la población y evitar una concentración de observaciones en años específicos.

En la segunda fase se obtuvo la información financiera desde el portal oficial de la Superintendencia de Compañías (<https://www.supercias.gob.ec/portalscv/index.htm>). Para cada año se seleccionaron aleatoriamente las empresas emisoras incluidas en la muestra y se recopiló el estado de resultados integrales y el balance de situación general. La información obtenida se organizó en una base documental única para el cálculo de los indicadores.

A partir de los estados financieros se calcularon las cinco razones que integran el modelo Z de Altman:

$$X_1 = \text{Capital de trabajo} / \text{Activos totales} \quad (2)$$

$$X_2 = \text{Utilidades retenidas} / \text{Activos totales} \quad (3)$$

$$X_3 = \text{Utilidad antes de intereses e impuestos} / \text{Activos totales} \quad (4)$$

$$X_4 = \text{Patrimonio} / \text{Pasivo total} \quad (5)$$

$$X_5 = \text{Ventas netas} / \text{Activos totales} \quad (6)$$

Las cinco razones recogen dimensiones diferentes de la condición financiera: liquidez, acumulación de resultados, rentabilidad operativa, relación patrimonial frente al pasivo y eficiencia en el uso de los activos. Una vez calculadas, se aplicaron los coeficientes establecidos por el modelo de Altman para obtener el Z-Score de cada observación:

$$Z = 1,2X_1 + 1,4X_2 + 3,3X_3 + 0,6X_4 + 1,0X_5 \quad (7)$$

Los coeficientes originales del modelo Z de Altman se aplicaron sin recalibrarlos para el contexto ecuatoriano; por tanto, el estudio evalúa el comportamiento del modelo original y no propone una versión adaptada. Antes de comparar las zonas

segura, gris y de riesgo, se examinó la distribución de las cinco razones financieras mediante la prueba de Shapiro-Wilk. Dado que varias variables no presentaron normalidad, se empleó la prueba no paramétrica de Kruskal-Wallis para contrastar los tres grupos independientes, con $\alpha = 0,05$. La relación entre la clasificación por zonas y la ocurrencia posterior de mora se evaluó mediante chi-cuadrado y, debido a las frecuencias reducidas de algunas

celdas, se complementó con una prueba exacta para la tabla de contingencia.

III. RESULTADOS

De las 146 observaciones seleccionadas, en 2 no fue posible calcular el Z-Score porque el pasivo total era igual a cero y, por tanto, no podía obtenerse la variable X4. El análisis del modelo se efectuó sobre las 144 observaciones restantes.

Tabla 1. Distribución de empresas del mercado de valores ecuatoriano según zona de riesgo del modelo Z de Altman (2014-2024)

Rangos	Zona	No. empresas	% de la muestra	Mora posterior	% de la muestra con mora	Tasa de mora dentro de la zona
$Z > 2,99$	Segura	19	13,19 %	4	2,78%	21,05%
$1,81 \leq Z \leq 2,99$	Gris	46	31,94 %	8	5,56%	17,39%
$Z < 1,81$	Riesgo	79	54,86 %	12	8,33%	15,19%
Total		144	100,00 %	24	16,67%	16,67%

La zona segura ($Z > 2,99$) reunió 19 observaciones. Cuatro registraron posteriormente mora con sus obligacionistas, equivalentes al 2,78 % de las 144 observaciones válidas y al 21,05 % de esta zona. Una de esas moras se produjo en 2020, dos en 2021 y la restante cuatro años después de la aprobación de la emisión. Esta dispersión temporal aconseja no atribuir el incumplimiento exclusivamente a la condición financiera observada al momento de la medición.

La zona gris ($1,81 \leq Z \leq 2,99$) concentró 46 observaciones y presentó un Z-Score promedio de 2,30. Ocho registraron mora posterior, lo que representa el 5,56 % del total de observaciones válidas y el 17,39 % de la zona. Parte de estos eventos coincidió con el período de emergencia sanitaria, circunstancia que introduce factores externos relevantes para interpretar la relación entre la clasificación financiera y el incumplimiento.

En la zona de riesgo ($Z < 1,81$) se ubicaron 79 observaciones, con un Z-Score promedio de 1,03. Doce registraron posteriormente problemas de pago con sus obligacionistas: 8,33 % de las observaciones válidas y 15,19 % de las pertenecientes a esta zona. En todos los casos, los problemas de pago se presentaron después de la aprobación de la respectiva emisión por parte de la SCVS.

Entre las 79 observaciones clasificadas en riesgo, 55 presentaron un Z-Score inferior a 1,50, equivalentes al 38,19 % de las 144 observaciones válidas. Este grupo muestra una condición financiera más deteriorada dentro de la propia zona de riesgo. Sin embargo, al no haberse demostrado una asociación estadísticamente significativa entre las zonas y la mora posterior, el valor de 1,50 se interpreta únicamente como una referencia descriptiva de mayor vulnerabilidad y no como un umbral de incumplimiento inminente.

Las 12 observaciones de la zona de riesgo que posteriormente incurrieron en mora tuvieron un Z-Score promedio de 1,32. No obstante, la prueba de chi-cuadrado no evidenció una asociación estadísticamente significativa entre la zona asignada por el modelo y la mora posterior ($\chi^2(2) = 0,405$; $p = 0,817$). La prueba exacta aplicada a la tabla de contingencia condujo a la misma conclusión ($p = 0,778$). En esta muestra, por tanto, la clasificación del Z-Score describe diferencias en vulnerabilidad financiera, pero no permite sostener que la pertenencia a una zona prediga por sí sola la ocurrencia posterior de mora.

Tabla 2. Tendencia anual del índice Z de Altman y número de empresas por zona de riesgo (2014-2024)

Año	Empresas	Promedio Z	Promedio Z > 2,99	No. Empresas	Promedio 1,81 ≤ Z ≤ 2,99	No. Empresas	Promedio Z < 1,81	No. Empresas	Empresas con Error # cálculo
2014	14	2,52	3,55	5	2,23	5	1,28	3	1
2015	10	2,81	4,9	3	2,28	4	1,41	3	
2016	8	1,86	3,31	1	2,56	2	1,29	5	
2017	11	2,05	3,45	2	2,3	4	1,3	5	
2018	15	1,97	3,73	2	2,31	4	1,43	9	
2019	14	0,21-1,27			1,86	2	-0,1	11	1
2020	14	1,84	3,66	1	2,36	6	1,14	7	
2021	13	2,5	7,7	2	2,32	4	1,13	7	
2022	16	1,66	4,57	1	2,25	4	1,18	11	
2023	18	1,67	3	1	2,46	6	1,11	11	
2024	13	1,68	3,71	1	2,19	5	1,03	7	
Total general	146			19		46		79	2

El promedio anual más bajo se observó en 2019. Su valor cambia de 0,21 a 1,27 cuando se excluye un dato atípico, lo que evidencia la sensibilidad del promedio a esa observación. Aun después de excluirla, el indicador permanece en niveles bajos. Este resultado coincide temporalmente con la fuerte inestabilidad económica y social registrada en Ecuador durante 2019, asociada con las medidas

de ajuste y las protestas de octubre. Por ello, el comportamiento de ese año debe leerse considerando tanto la información financiera de las empresas como el entorno macroeconómico en el que operaban.

La comparación de las cinco variables por zona permite observar con mayor detalle qué componentes financieros acompañan la clasificación obtenida mediante el Z-Score.

Tabla 3. Promedio de variables del modelo Z de Altman (2014-2024)

Zona	X ₁ Liquidez	X ₂ Rentabilidad acumulada	X ₃ Rentabilidad operativa	X ₄ Solvencia patrimonial	X ₅ Rotación de activos	Z promedio
Segura	0,31	0,17	0,79	0,42	2,55	4,23
Gris	0,22	0,14	0,27	0,33	1,34	2,30
Riesgo	0,12	0,07	- 0,02	0,28	0,58	1,03

Los promedios muestran un deterioro progresivo desde la zona segura hacia la zona de riesgo. Las empresas clasificadas como seguras registraron valores superiores en las cinco razones financieras, con diferencias particularmente visibles en rentabilidad operativa ($X_3 = 0,79$), solvencia

patrimonial ($X_4 = 0,42$) y rotación de activos ($X_5 = 2,55$). En la zona de riesgo, la rentabilidad operativa promedio fue negativa ($X_3 = -0,02$), la relación patrimonio-pasivo descendió a 0,28 y la rotación de activos a 0,58. Estas diferencias descriptivas se sometieron posteriormente a contraste estadístico.

Tabla 4. Prueba de Kruskal-Wallis de las razones financieras entre zonas

Variable	H	P	Resultado
X ₁ Liquidez	18,607	< 0,001	Significativo
X ₂ Rentabilidad acumulada	11,802	0,003	Significativo
X ₃ Rentabilidad operativa	31,182	< 0,001	Significativo
X ₄ Solvencia patrimonial	3,202	0,202	No significativo
X ₅ Rotación de activos	84,483	< 0,001	Significativo

El contraste de Kruskal-Wallis confirmó diferencias entre las zonas en cuatro de las cinco razones analizadas: liquidez (X_1 ; $H = 18,607$; $p < 0,001$), rentabilidad acumulada (X_2 ; $H = 11,802$; $p = 0,003$), rentabilidad operativa (X_3 ; $H = 31,182$; $p < 0,001$) y rotación de activos (X_5 ; $H = 84,483$; $p < 0,001$). La solvencia patrimonial (X_4) no alcanzó significancia estadística ($H = 3,202$; $p = 0,202$). La mayor diferenciación correspondió a la rotación de activos, seguida por la rentabilidad operativa y la liquidez. En consecuencia, la separación descriptiva observada en X_4 no cuenta con evidencia estadística suficiente para afirmar diferencias entre los tres grupos.

Discusión de resultados

Los resultados muestran dos comportamientos que deben interpretarse conjuntamente. Por una parte, el Z-Score separa grupos con diferencias estadísticamente significativas en cuatro de las cinco razones financieras analizadas, lo que respalda su utilidad para caracterizar distintos niveles de vulnerabilidad financiera. Por otra, la proporción de mora posterior no aumentó al pasar de la zona segura a la zona de riesgo: fue 21,05 % en la zona segura, 17,39 % en la gris y 15,19 % en la de riesgo. Esta distribución explica que las pruebas de asociación no resultaran significativas y obliga a distinguir entre identificar deterioro financiero y anticipar un evento específico de incumplimiento. En el mercado ecuatoriano analizado, el modelo aporta información sobre la condición financiera de los emisores, pero la mora posterior parece depender también de factores que no están contenidos en las cinco razones del Z-Score. Este resultado es coherente con la advertencia de Altman et al. (2017) sobre la sensibilidad del desempeño del modelo al contexto y con lo señalado por Molina Panchi et al. (2022) respecto de la necesidad de interpretar sus resultados atendiendo a las particularidades del entorno ecuatoriano.

Limitaciones del estudio

Los resultados deben interpretarse dentro de los límites de la población estudiada. La muestra incluye únicamente emisores que participaron en el mercado de valores ecuatoriano durante 2014-2024 y que, por ello, estuvieron sujetos a procesos de autorización,

entrega de información financiera y requisitos regulatorios. Estas características los diferencian de buena parte del tejido empresarial ecuatoriano, en particular de pequeñas y medianas empresas que no acceden al mercado de valores. En consecuencia, los hallazgos no son directamente generalizables al conjunto de empresas del país.

Una segunda limitación deriva del uso de los coeficientes originales del modelo Z de Altman. Al no haberse recalibrado con información específica del mercado ecuatoriano, el análisis permite examinar su aplicabilidad, pero no equivale a validar un nuevo modelo predictivo para Ecuador.

La mora, además, puede responder a condiciones económicas, sectoriales, operativas y coyunturales que no forman parte de las cinco razones del Z-Score. La ausencia de asociación estadísticamente significativa encontrada en esta investigación refuerza la conveniencia de complementar el modelo con variables relacionadas con flujos de efectivo, capacidad de refinanciamiento, sector económico, entorno macroeconómico y otros factores no financieros.

Finalmente, el margen de error muestral aproximado del 7,6 % y el número relativamente reducido de eventos posteriores de mora limitan la potencia de los contrastes asociados al incumplimiento. Estudios posteriores podrían ampliar la muestra, definir ventanas homogéneas de seguimiento, realizar análisis sectoriales y longitudinales e incorporar modelos probabilísticos o técnicas de aprendizaje automático para contrastar los resultados del Z-Score.

IV. CONCLUSIONES

El modelo Z de Altman identificó una presencia relevante de vulnerabilidad financiera entre los emisores analizados. De las 144 observaciones válidas, el 54,86 % se ubicó en la zona de riesgo y 55 registraron un índice inferior a 1,50. Estos resultados muestran que el Z-Score permite ordenar y comparar la condición financiera de los participantes del mercado y puede funcionar como una señal complementaria de alerta temprana.

Las diferencias entre zonas no se limitaron al valor agregado del Z-Score. Las pruebas estadísticas mostraron diferencias significativas en liquidez (X_1), rentabilidad acumulada (X_2), rentabilidad operativa

(X3) y rotación de activos (X5), siendo esta última la variable con mayor diferenciación. La solvencia patrimonial (X4) presentó diferencias descriptivas, pero no alcanzó significancia estadística.

La clasificación en zonas segura, gris y de riesgo no presentó una asociación estadísticamente significativa con la mora posterior. Por ello, los resultados no permiten afirmar que la zona asignada por el Z-Score prediga, por sí sola, el incumplimiento futuro de las obligaciones. Este hallazgo delimita el alcance del modelo en la muestra estudiada: su principal aporte consiste en identificar el grado de vulnerabilidad financiera a partir del comportamiento conjunto de indicadores de liquidez, rentabilidad, solvencia patrimonial y eficiencia en el uso de los activos. Una clasificación de riesgo debe entenderse, en consecuencia, como una señal que justifica mayor análisis y seguimiento, no como una certeza de mora futura.

La ocurrencia de mora depende de elementos que exceden la información incorporada en el Z-Score. Entre ellos se encuentran el entorno macroeconómico, las condiciones sectoriales, la capacidad de refinanciamiento, la generación de efectivo, las decisiones de gestión y acontecimientos particulares de cada empresa. Esto ayuda a explicar por qué una herramienta capaz de distinguir condiciones financieras no necesariamente anticipa, por sí misma, un evento específico de incumplimiento.

En síntesis, el modelo Z de Altman resulta útil para identificar y comparar vulnerabilidad financiera en el mercado de valores ecuatoriano, pero su uso debe ser complementario. La incorporación de variables sectoriales, macroeconómicas, de flujo de efectivo y no financieras, junto con muestras más amplias y períodos de seguimiento homogéneos, puede contribuir a evaluar con mayor precisión su capacidad predictiva en investigaciones posteriores.

Conflicto de intereses

Los autores declaran no tener ningún conflicto de interés, de carácter financiero, personal o profesional, que pudiera haber influido en el desarrollo, los resultados o la interpretación de este trabajo.

Durante la preparación de este manuscrito se utilizaron ChatGPT (OpenAI) y Claude (Anthropic) como herramientas de apoyo para la revisión de estilo, la organización del texto y la mejora de la redacción.

Los autores revisaron, editaron y analizaron los resultados, y asumen plena responsabilidad sobre el contenido final del manuscrito. Los datos y cálculos fueron procesados en Microsoft Excel.

V. REFERENCIAS

- Agarwal, V., & Taffler, R. (2008). Comparing the performance of market-based and accounting-based bankruptcy prediction models. *Journal of Banking & Finance*, 32(8), 1541–1551.
- Agrawal, V. (2025). Financial Fragility and Sectoral Risk in MSMEs: A Longitudinal Validation of The Altman Z-Score Model in India. *International Journal of Accounting and Economics Studies*, 12(6), 898–908. <https://doi.org/10.14419/zzvvh125>
- Alaka, H. A., Oyedele, L. O., Owolabi, H. A., Kumar, V., Ajayi, S. O., Akinade, O. O., & Bilal, M. (2018). Systematic review of bankruptcy prediction models: Towards a framework for tool selection. En *Expert Systems with Applications* (Vol. 94, pp. 164–184). Elsevier Ltd. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2017.10.040>
- Alcalde, R., de Armiño, C. A., & García, S. (2022). Analysis of the Economic Sustainability of the Supply Chain Sector by Applying the Altman Z-Score Predictor. *Sustainability (Switzerland)*, 14(2). <https://doi.org/10.3390/su14020851>
- Altman, E. I. (2018). A 50-Year Retrospective on Credit Risk Models, the Altman Z-Score Family of Models and Their Applications to Financial Markets and Managerial Strategies. *The Journal of Credit Risk*. <https://doi.org/10.21314/jcr.2018.243>
- Altman, E. I., & Hotchkiss, E. (2006). *Predict and Avoid Bankruptcy, Analyze and Invest in Distressed Debt*. John Wiley & Sons, Inc.
- Altman, E. I., Danovi, A., & Falini, A. (2013). Z-Score models' application to Italian companies subject to extraordinary administration. *Bancaria*, 4, 24–37.
- Altman, E. I., Iwanicz-Drozowska, M., Laitinen, E. K., & Suvas, A. (2017). Financial Distress Prediction in an International Context: A Review and Empi-

- rical Analysis of Altman's Z-Score Model. *Journal of International Financial Management and Accounting*, 28(2), 131–171. <https://doi.org/10.1111/jifm.12053>
- Bermeo Chiriboga, D. C., & Armijos Cordero, J. C. (2021). Predicción de quiebra bajo el modelo Z2 Altman en empresas de construcción de edificios residenciales de la provincia del Azuay. *Revista Economía y Política*, 48–63. <https://doi.org/10.25097/rep.n33.2021.03>
- Bhambra, R. K., & Dessai, S. S. (2026). Measuring financial health of state-owned enterprises using Altman's Zscore model. *International Journal of Public Sector Performance Management*, 17(1), 127–137. <https://doi.org/10.1504/IJPSPM.2026.150458>
- Braunsberger, C., & Aschauer, E. (2025). Corporate Failure Prediction: A Literature Review of Altman Z-Score and Machine Learning Models Within a Technology and Machine Learning Models Within a Technology Adoption Framework. *Journal of Risk and Financial Management*. <https://doi.org/10.3390/jrfm18080465>
- Cenciarelli, V., Greco, G., & Allegrini, M. (2018). External audit and bankruptcy prediction. *Journal of Management & Governance, Springer; Academia Italiana di Economia Aziendale (AIDEA)*, 22 (4), 863–890. <https://doi.org/10.1007/s10997-018-9406-z>
- Elviani, S., Simbolon, R., Riana, Z., Khairani, F., Dewi, S. P., & Fauzi, F. (2020). The Accuracy of the Altman, Ohlson, Springate and Zmiejewski Models in Bankruptcy Predicting Trade Sector Companies in Indonesia. *Budapest International Research and Critics Institute (BIRCI-Journal): Humanities and Social Sciences*, 3(1), 334–347. <https://doi.org/10.33258/birci.v3i1.777>
- Gabrielli, G., Melioli, A., & Bertini, F. (2026). Corporate financial distress prediction: A machine learning approach in the era of big data. *Journal of Accounting & Organizational Change*, 22(7), 31–65. <https://doi.org/10.1108/JAOC-05-2025-0166>
- Gao, R., Cui, S., Wang, Y., & Xu, W. (2025). Predicting financial distress in high-dimensional imbalanced datasets: A multi-heterogeneous self-paced ensemble learning framework. *Financial Innovation*, 11, Article 50. <https://doi.org/10.1186/s40854-024-00745-w>
- Isaac-Roque, D., & Caicedo-Carrero, A. (2023). Relationship between the Altman Z-Score model and the Z-Score financial indicators. *Retos (Ecuador)*, 13(25), 127–146. <https://doi.org/10.17163/ret.n25.2023.09>
- Klišťincová, L. (2024). Analysis of bankruptcy models for predicting the future state of the company. *Proceedings of the 17th International Scientific Conference INPROFORUM*, 17, 353–358. <https://doi.org/10.32725/978-80-7694-053-6.54>
- Matenda, F. R., Sibanda, M., Chikodza, E., & Gumbo, V. (2022). Bankruptcy prediction for private firms in developing economies: A scoping review and guidance for future research. *Management Review Quarterly*, 72(4), 927–966. <https://doi.org/10.1007/s11301-021-00216-x>
- Molina Panchi, P. A., & Molina Panchi, D. F. (2023). Modelos de predicción de fragilidad empresarial: una herramienta para detectar la bancarrota. *Revista de Investigación Sigma*, 11(1), 18–34. <https://doi.org/10.24133/20hwq783>
- Molina Panchi, P. A., Molina Panchi, D. F., & Flores Tapia, C. E. (2022). Modelo de predicción de quiebra Z2 de Altman de análisis multivariable en empresas del sector inmobiliario de la provincia de Pichincha. *Revista Científica Ecociencia*, 9(2), 53–76. <https://doi.org/10.21855/ecociencia.92.643>
- Ohlson, J. A. (1980). Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy. *Journal of Accounting Research*, 18(1), 109–131. <https://doi.org/10.2307/2490395>
- Ruan, L., & Liu, H. (2021). Financial Distress Prediction Using GA-BP Neural Network Model. *International Journal of Economics and Finance*, 13(3), 1. <https://doi.org/10.5539/ijef.v13n3p1>
- Torres-Vera, S. (2024). Modelos Altman y Springate para pronósticos de quiebra. *SENPAI*, 1.