

Aplicación del modelo Zavgren en el análisis de la insolvencia financiera en el sector constructor entre 2018-2022

Application of the Zavgren Model for Assessing Financial Insolvency in the Construction Industry (2018–2022)

Andrés Caicedo Carrero ¹ , Daniel Isaac Roque ² 

¹ Universidad Colegio Mayor de Cundinamarca, Bogotá - Colombia, ocaicedo@unicolmayor.edu.co, ² Fundación Universitaria Konrad Lorenz, Bogotá - Colombia, daniel.isaacr@konradlorenz.edu.co

Cómo citar / How to cite

Caicedo Carrero, A., y Isaac Roque, D. (2025). Aplicación del modelo Zavgren en el análisis de la insolvencia financiera en el sector constructor entre 2018-2022. *Revista CEA*, 11(26), e3357. <https://doi.org/10.22430/24223182.3357>

RESUMEN

Objetivo: identificar la viabilidad del uso del modelo Zavgren en empresas del sector constructor colombiano para medir la probabilidad de insolvencia financiera entre los años 2018 y 2022.

Diseño/metodología: la investigación se desarrolla con un enfoque cuantitativo de tipo exploratorio y descriptivo. Este alcance de investigación busca medir la viabilidad del modelo Zavgren como herramienta de predicción en empresas del sector constructor de Colombia; para tal fin se analizan 734 empresas que reportaron información financiera de forma sistemática entre 2018-2022.

Resultados: más del 80 % de las empresas evaluadas se ubicaron en la zona de quiebra, lo que refleja una vulnerabilidad significativa en el sector. Sin embargo, se observaron variaciones interanuales en los niveles de riesgo de insolvencia financiera, mostrando que, aunque el modelo marca un riesgo elevado, existe heterogeneidad en las condiciones de insolvencia financiera de las empresas.

Conclusiones: hay una alta proporción de empresas en riesgo de insolvencia financiera y una heterogeneidad significativa en los resultados que sugiere variaciones en los niveles de riesgo de quiebra entre las empresas. Este patrón de resultados muestra que el modelo es efectivo para señalar el riesgo global de insolvencia en el sector, pero su capacidad para descifrar entre diferentes niveles de riesgo es limitada. Esto se debe a factores específicos y características del sector que no son capturadas por el modelo.

Originalidad: esta investigación, primera en aplicar el modelo Zavgren en Colombia, evidencia su relevancia y sus limitaciones en el entorno nacional. El estudio contiene análisis estadísticos transversales y longitudinales en una ventana de observación de cinco años, lo que permite una comprensión de las dinámicas de insolvencia financiera y el impacto de variables endógenas empresariales. La investigación pone en evidencia la importancia de adaptar modelos de predicción de insolvencia para las características específicas de mercados emergentes como el colombiano.

Palabras clave: insolvencia financiera, gestión financiera, modelo Zavgren, análisis financiero, predicción de quiebra.

Highlights

- El modelo Zavgren alerta del riesgo de insolvencia financiera, pero no mide claramente la intensidad.
- Se detectaron diferencias en el riesgo de insolvencia entre las empresas.
- Este es el primer estudio en Colombia que usa el modelo Zavgren como método de predicción de la insolvencia financiera en el sector de la construcción.

ABSTRACT

Objective: To identify the feasibility of applying the Zavgren model for estimating the probability of financial insolvency among Colombian construction firms between 2018 and 2022.

Design/Methodology: Adopting a quantitative, exploratory, and descriptive approach this study examines the predictive capacity of the Zavgren model within the context of the Colombian construction industry. To this end, a sample of 734 firms that systematically reported financial information from 2018 to 2022 was analyzed.

Findings: More than 80% of the firms assessed were classified in the bankruptcy zone, which reflects significant financial vulnerability within the industry. However, year-over-year variation in insolvency risk was also observed, suggesting that despite the model's indication of elevated overall risk, insolvency conditions across firms are heterogeneous.

Conclusions: The findings reveal a high proportion of firms at risk of insolvency, as well as substantial heterogeneity in risk levels across the sample. While the Zavgren model proves effective in identifying overall insolvency risk within the industry, its ability to discriminate between different levels of risk remains limited, likely due to industry-specific factors and characteristics not accounted for in the model.

Originality: This is the first study to apply the Zavgren model in the Colombian context, offering insights into its relevance and limitations. It combines cross-sectional and longitudinal statistical analyses over a five-year period, enhancing understanding of financial insolvency dynamics and the impact of firm-level endogenous variables. The study also underscores the importance of adapting insolvency prediction models to the specific conditions of emerging markets such as Colombia.

Keywords: financial insolvency, financial management, Zavgren model, financial analysis, bankruptcy prediction.

Highlights

- The Zavgren model effectively signals financial insolvency risk but does not clearly capture its level.
- Variations in insolvency risk levels among the firms assessed were observed.
- This is the first study in Colombia to apply the Zavgren model for predicting financial insolvency in the construction industry.

1. INTRODUCCIÓN

El sector constructor colombiano es importante para el desarrollo económico y social del país, debido a su rol catalizador del crecimiento de los otros sectores económicos colombianos (Sarmiento Rojas et al., 2022). La actividad de la construcción contribuye significativamente al producto interno bruto del país, la creación de empleo y el progreso hacia una sociedad justa y sostenible (Urazán-Bonells et al., 2024).

El sector constructor colombiano tiene desafíos por el incremento de los precios de las materias primas en el país, impulsado por factores de oferta y demanda en un escenario de recuperación postpandemia. Esta situación llevó los precios de los insumos a niveles nunca vistos, impactando la operación de las empresas del sector. Dicho lo anterior, la Cámara Colombiana de la Construcción (2022) recalcó que los efectos de la pandemia se reflejan en el aumento de los costos de la construcción, evidenciado en el Índice de Costos de Construcción de Vivienda (iccv).

Por otro lado, la estrategia del Banco de la República de Colombia de incrementar las tasas de interés ha encarecido la financiación. Esto limita el acceso a créditos, en condiciones favorables, para las constructoras. Este panorama es un reto para el industrial de la construcción, que se ve obligado a equilibrar el incremento de los costos con una gestión financiera eficiente para mantener su viabilidad (International Monetary Fund, 2022).

Por lo tanto, el contexto descrito hace que las empresas que se dedican a la construcción en Colombia adopten estrategias financieras innovadoras, también estables, para mitigar el impacto del incremento de la inflación. El panorama del sector constructor pone en evidencia la necesidad de dar un enfoque integral a la gestión financiera de las empresas de la industria, con el objetivo de fomentar un desarrollo económico sostenible y disminuir el riesgo de insolvencia financiera (Anton et al., 2025).

Anticipar problemas de insolvencia garantiza la supervivencia y estabilidad corporativa (Klaudiusz Tomczak, 2023) y (Mehmood y De Luca, 2023), en especial frente a entornos adversos. En este sentido, los autores resaltan la necesidad de incorporar, en la planeación financiera, modelos de predicción de insolvencia, permitiendo a las empresas gestionar reestructuraciones de deuda a tiempo. Esto permite que las empresas tomen acciones preventivas. Adicionalmente, les proporciona a los grupos de interés una herramienta fiable para evaluar la situación financiera de la compañía (Kušter et al., 2023).

Con base en lo anterior, Dasilas y Rigani (2024) sugieren que la predicción de la insolvencia es una preocupación para varias partes interesadas. Esto sugiere que las ramificaciones de la quiebra son de largo alcance y conducen a pérdidas de gran calado, reducciones de empleo e inestabilidad. Por lo tanto, la capacidad de anticipar problemas financieros a tiempo es importante para la toma de decisiones efectivas, la gestión de riesgos y la solidez de la economía, en general (Shi y Li, 2019a).

Dada la relevancia de anticipar problemas financieros, en los últimos años se han ido desarrollando nuevas investigaciones orientadas a identificar herramientas financieras que faciliten su detección. En el contexto internacional, los estudios buscaron fortalecer la capacidad predictiva de los modelos, en particular en empresas del sector constructor, empleando diferentes enfoques metodológicos. Por ejemplo, Im et al. (2018) compararon empresas del sector construcción en Corea, Japón y Estados Unidos utilizando modelos de predicción de quiebra, y unos de sus hallazgos fue que el entorno regulatorio y las políticas estatales inciden de manera directa en la estabilidad de las empresas. Esta evidencia también sugiere que los modelos tradicionales presentan limitaciones para capturar las diferencias estructurales entre economías.

Otro ejemplo de aplicación de los modelos de insolvencia se encuentra en Etiopía, en el estudio realizado por Wassie y Lakatos (2024). Los autores demostraron que la cantidad y naturaleza de las *Key Audit Matters* (KAMS) reportadas por los auditores constituyen señales relevantes para anticipar el riesgo de estrés financiero, en los que se destaca el uso de fuentes de información no contables en la evaluación del riesgo. Este enfoque aporta otro punto de vista sobre la temática al incorporar elementos cualitativos derivados del juicio profesional del auditor. Citando otro ejemplo, Wang et al. (2025) proponen, en China, un modelo de aprendizaje automático basado en ensamblaje. Su metodología combinó variables contables, características de las organizaciones y factores macroeconómicos. Los autores, en esta investigación, resaltan dos vacíos de la literatura escrita hasta

el momento: la primera, la dependencia en clasificadores individuales; la segunda, la limitada consideración de variables no financieras. Para cerrar la investigación, hacen una crítica a los modelos que han sido desarrollados en períodos de buena situación económica.

En el contexto latinoamericano, Bermeo Chiriboga y Armijos Cordero (2021) aplicaron el modelo Altman Z-score en empresas del subsector de construcción de viviendas en Ecuador, concluyendo que el modelo predice con alta precisión la situación de insolvencia y permite clasificar a las empresas en zonas de riesgo. No obstante, dicha investigación presenta limitaciones frente a la técnica de predicción utilizada, dado que el modelo del puntaje Z ha sido cuestionado por su menor precisión en economías emergentes y su dependencia exclusiva de datos contables, lo que restringe su aplicabilidad en escenarios altamente volátiles. Peña Ortiz et al. (2018), mediante el modelo Altman Z-Score, evalúan la probabilidad de insolvencia en empresas que cotizan en las bolsas de Colombia y México durante el período 2012-2016. Los resultados mostraron que el modelo predijo la insolvencia en empresas mexicanas, reflejando una correlación negativa entre la solidez financiera y el precio de las acciones. Para el caso colombiano, no se identificó una relación entre estas variables, lo que sugiere limitaciones en la adaptabilidad del modelo a contextos locales.

Las investigaciones realizadas internacionalmente y en Colombia evidencian un creciente interés por anticipar la insolvencia financiera en empresas del sector de la construcción, como consecuencia de la recurrencia del fenómeno de la bancarrota en economías de mercado (Dankiewicz, 2020). Siguiendo esta línea, Balina et al. (2021) destacan la vulnerabilidad de las empresas de esta industria frente a la quiebra, la cual se intensifica por factores como: i) los retrasos en los pagos de los clientes, ii) la dependencia a los préstamos bancarios y las tasas de interés, iii) la insuficiencia de capital y iv) la ausencia de una regulación sectorial adecuada (Enshassi et al., 2006).

Dado el vínculo que existe entre las empresas del sector de la construcción con varias ramas de la economía, la capacidad de anticipar problemas financieros resulta, por decir lo menos, esencial para la protección de las empresas constructoras y para la estabilidad de sus colaboradores. En consideración a la creciente adversidad y volatilidad de los contextos económicos actuales, así como al panorama específico del sector constructor en Colombia, esta investigación se propone aplicar el modelo Zavgren a empresas colombianas del sector para predecir la probabilidad de insolvencia financiera durante el período 2018–2022. El estudio busca superar las limitaciones identificadas en investigaciones previas, proponiendo el modelo Zavgren como una alternativa metodológica robusta, al centrarse en variables endógenas que permiten un análisis más preciso de las dinámicas internas de las organizaciones analizadas.

El documento se estructura en cinco apartados que incluyen la sección de introducción. Se realiza una revisión de la literatura sobre el uso del modelo Zavgren como herramienta de predicción de insolvencia financiera. Posteriormente se presenta la metodología aplicada durante el desarrollo de la investigación. Y, seguida a esta sección, se presentan los resultados, la discusión y las conclusiones del estudio.

2. MARCO TEÓRICO O REFERENCIAL

La quiebra financiera suele considerarse un acontecimiento disruptivo (Dasilas y Rigani, 2024) que se puede desencadenar debido a la existencia de una serie de factores (Wicaksono et al., 2022). El estado de insolvencia financiera conduce a la discontinuidad de la operación de la empresa y tiene un efecto importante en sus grupos de interés: acreedores, accionistas, proveedores, entre otros (Shi y Li, 2019b). Por lo tanto, la capacidad de predicción de las dificultades financieras debe llevarse a cabo como una medida preventiva para anticipar eventos adversos, reducir el nivel de riesgo y peligro de quiebra de la empresa (Wahyuni et al., 2024).

Desde la postura de Kristanti (2019), la predicción de las dificultades financieras se puede medir a partir de la aplicación de modelos financieros de insolvencia. La predicción de quiebras se basaba en ratios financieros convencionales y análisis cuantitativos, que a menudo tenían dificultades para captar las complejidades y relaciones no lineales inherentes a los datos financieros complejos (Dasilas y Rigani, 2024). Como resultado del desarrollo de técnicas estadísticas y la tecnología de la información, se han propuesto métodos predictivos diferentes para establecer un modelo con una mayor precisión (Shi y Li, 2019b; Vásquez-Serpa et al., 2025). La evolución de estos se caracteriza por un proceso de transición de los enfoques estadísticos básicos a técnicas de aprendizaje automático (Radovanovic y Haas, 2023). Sin embargo, la debilidad que se encuentra radica en que se han enfocado en una predicción binaria de la bancarrota, descuidando las consecuencias sociales, económicas y los costos financieros de las clasificaciones erróneas. Como complemento a lo anterior, Beade et al. (2024) destacan la importancia de la interpretabilidad como un componente necesario en los modelos de insolvencia. Según los autores, más allá de la precisión, estos deben ser entendibles para los usuarios. Una comprensión de las predicciones permite que los tomadores de decisiones entiendan las bases para aplicarlas de manera correcta.

Aunque los modelos de insolvencia, en principio, son utilizados para pronosticar una posible bancarrota (Narvekar y Gua, 2021; Lin et al., 2025), Isaac Roque y Caicedo Carrero (2021) proponen que estos modelos sean utilizados como herramientas complementarias del diagnóstico financiero que se realizan en las organizaciones, partiendo del principio teórico de que el objetivo es maximizar la riqueza de los accionistas. En este sentido, la aplicación de estos modelos les facilitaría a las empresas ajustarse a las dinámicas del mercado. Sin embargo, para que esta sugerencia tenga aplicación práctica y funcional en las organizaciones, es necesario que las empresas realicen un proceso contable de manera transparente, teniendo en cuenta que estos modelos se alimentan de la información contable (Roque y Caicedo Carrero, 2022).

Desde la disciplina financiera existe una amplia gama de modelos de predicción de insolvencia (Prusak, 2018). Para Klietnik (2018) los modelos de predicción se agrupan en tres familias:

- I. Modelos estadísticos: este tipo de modelos aplica análisis univariante, índices de riesgo, análisis discriminante múltiple (ADM) y probabilidad condicional. Emplea razones financieras y/o indicadores cuantitativos para prever insolvencias.
- II. Modelos de inteligencia artificial (IA): este tipo de modelos incluye análisis de supervivencia, árboles de decisión y redes neuronales, con lo que se busca replicar el razonamiento humano para determinar qué tan buena o mala es la solidez financiera de una compañía.
- III. Modelos alternativos: este tipo de modelos van desde la clasificación con reglas difusas hasta enfoques de teoría del caos, análisis de eventos dinámicos y sistemas expertos, entre otros. Estos aplican metodologías mixtas, tanto cualitativas como cuantitativas, para la predicción de insolvencia.

Según Klietnik (2018), cada modelo presenta beneficios y restricciones específicos, por lo que su selección debe basarse en el contexto investigativo, la disponibilidad de datos y los objetivos de predicción específicos. Desde la postura de Isaac-Roque y Caicedo-Carrero (2023), entre las técnicas utilizadas para la construcción de modelos de predicción de bancarrota se utilizan las categorías paramétricas y no paramétricas. Esta situación pone en evidencia la complejidad que existe para predecir los problemas financieros de las compañías, por lo cual es importante saber elegir el modelo adecuado según las particularidades de cada empresa, su entorno económico y sector de operación (Isaac-Roque et al., 2023).

Entre la familia de los modelos de predicción se destacan los modelos estadísticos, en los que los métodos de análisis de discriminación múltiples se han convertido en la técnica más popular utilizada para desarrollar modelos de pronóstico de quiebras (Karas y Režnáková, 2012; Alaka et al., 2018). A pesar de la popularidad de la técnica, el ADM también presenta limitaciones que promovieron

el uso del análisis logit y probit en el campo de la predicción de insolvencia financiera (Prusak, 2018). Entre las herramientas financieras formuladas se destacan las realizadas por: Ohlson (1980), Zavgren (1985), Keasey y Watson (1987), Aziz et al. (1988), Platt y Platt (1990), Sheppard (1994) y Charitou et al. (2004). De las técnicas antes mencionados, se enfatiza en la adaptabilidad del modelo de Zavgren para la predicción de la insolvencia financiera (Andriani et al., 2023).

El modelo Zavgren (1985) se diseñó para predecir la insolvencia en empresas estadounidenses hasta cinco años antes de su ocurrencia. Para ello calcula la probabilidad de quiebra utilizando variables financieras elegidas de acuerdo con su relevancia empírica. Su aplicación demostró ser eficaz en identificar empresas en riesgo, reduciendo la incertidumbre sobre su futuro. La metodología ofrece información temprana de la situación financiera, lo que beneficia a investigadores, profesionales y gestores financieros que se interesen por esta temática (Zavgren, 1985). Una de las restricciones que presenta el modelo es su dependencia de los datos financieros históricos, lo que dificulta su aplicación en empresas con información contable incompleta o en procesos de liquidación (Kanapickiene y Marcinkevicius, 2014).

Para Bohórquez Alfonso (2019), es recomendable el uso de la técnica de regresión Logit para crear un modelo capaz de detectar de manera temprana la insolvencia empresarial, diferenciando con precisión entre empresas en riesgo e instituciones financieramente sólidas. El modelo se fundamenta en indicadores financieros como la relación entre el ingreso por actividades ordinarias con el patrimonio, la relación entre los ingresos por actividades ordinarias con el activos no ordinarios y pasivo total/patrimonio total, que indican rentabilidad, eficiencia operativa y estructura de capital. Además, la incorporación de curvas *Receiver Operating Characteristics* (ROC) mejora la precisión del modelo en la clasificación de empresas según su estado financiero, representando un progreso notable en el ámbito de predicción de quiebras financieras.

Entre las aplicaciones del modelo Zavgren es destacable la investigación realizada por Talebnia et al. (2016) en las empresas que cotizan en el mercado financiero de Teherán. En esta, los autores compararon técnicas Logit y análisis discriminante múltiple (MDA); para ello fue necesario ajustar los coeficientes del modelo Zavgren a las condiciones específicas de Irán. Los resultados mostraron diferencias en la capacidad predictiva de los modelos. Lo realizado por estos autores evidencia la necesidad de adaptar los modelos de predicción de quiebra a las realidades locales.

Otro caso de aplicación del modelo de Zavgren es el realizado por Wardayani y Maksum (2020). En este compararon el modelo Zavgren con el Altman Z-Score en empresas del sector cosmético en Indonesia entre 2016 y 2018. Los autores concluyeron que el modelo es menos riguroso en escenarios donde hay discrepancias entre el crecimiento de activos y la rentabilidad, por lo tanto, limita su capacidad para capturar riesgos emergentes.

Otro estudio que compara Zavgren y Altman es el realizado por Rivendra et al. (2021) en Indonesia durante el periodo 2013 a 2017. Los resultados arrojaron que Zavgren tiene una precisión del 82%; sin embargo, Altman lo supera al mostrar mayor flexibilidad en sectores no manufactureros. Aunque el modelo Zavgren identifica tendencias generales de insolvencia, carece de precisión en industrias con alta volatilidad.

Lisnawati et al. (2021) analizaron empresas minoristas en Indonesia entre 2015 y 2019. Para ello emplearon los modelos Altman Z-Score, Zavgren, Springate, Grover y Zmijewski. Los resultados mostraron que el modelo de Altman tuvo una efectividad del 82%, mientras que el de Zavgren, aunque menos certero (con un 46% de acierto), permitió un diagnóstico detallado mediante indicadores como inventarios y rotación de activos. No obstante, debido a su margen de error del 54% reduce su utilidad en decisiones estratégicas.

Indriyanti y Gustyana (2021) evaluaron varios métodos para anticipar insolvencias en el comercio minorista indonesio entre el 2015 y el 2019. Uno de sus hallazgos relevantes es el bajo rendimiento del modelo Zavgren frente a Springate y Altman Z-Score. Las limitaciones del Zavgren se atribuyen a factores como la competencia digital y la caída del consumo. Con todo, fue útil para análisis preliminares en empresas con características estructurales similares.

Janrosl et al. (2022) estudiaron compañías carboníferas listadas en el mercado de valores de Indonesia entre 2017 y 2020, un sector caracterizado por su exposición a cambios de los precios globales. Su trabajo consistió en comparar la efectividad de los modelos Altman Z-Score y Zavgren. Los resultados obtenidos sugieren que Zavgren alcanzó un 54 % de acierto en empresas insolventes y 60 % en solventes, mostrando mayor utilidad en este contexto. Mientras tanto el modelo Altman acertó en el 51 % de las quiebras, además de haber sido preciso al identificar firmas estables.

El modelo también se ha utilizado en India como predictor de insolvencia en las empresas que cotizan en el mercado de valores de este país. El estudio de Sebastian (2023) analiza la eficacia del modelo de Zavgren, contrastándolo con técnicas MDA, mediante la comparación de la precisión de Zavgren con otros modelos, como los de Altman y Springate, a través de datos de empresas en bancarrota y solventes. Los resultados del estudio muestran una perspectiva detallada sobre la utilidad del modelo de Zavgren en la detección de estrés financiero.

Andriani et al. (2023) analizaron el modelo Zavgren en el mercado bursátil indonesio y concluyeron que, durante la pandemia, superó en exactitud a Altman, Springate, Grover y Zmijewski para detectar problemas financieros. A diferencia del uso tradicional del MDA, el modelo de Zavgren alcanzó una precisión del 100 %, demostrando ser el predictor fiable de bancarrota, en especial en el sector manufacturero multiindustria. Este hallazgo demuestra la robustez y adaptabilidad del modelo de Zavgren ante condiciones de mercado difíciles, lo que proporciona una herramienta para la evaluación de riesgos en periodos de incertidumbre económica.

El estudio de Dukalang et al. (2024) compara múltiples modelos de predicción, incluido Zavgren, en empresas manufactureras de Indonesia entre 2017 y 2021. Aunque el modelo Zavgren muestra un nivel de precisión intermedio (alrededor del 82 %), es superado por modelos como el CA-Score, que alcanzan hasta el 97 % de precisión. Este trabajo destaca que el Zavgren sigue siendo útil como sistema de alerta temprana en industrias con alta competencia. No obstante, su aplicabilidad es limitada cuando se compara con modelos modernos que integran variables adicionales como gobernanza corporativa y factores macroeconómicos.

El estudio de Rizqon y Yunita (2024) aplica el modelo Zavgren junto con otros modelos en empresas del sector turismo en Indonesia durante la pandemia de covid-19 (2018-2022). Con una precisión del 28 %, Zavgren presenta la menor capacidad predictiva entre los modelos analizados, lo que sugiere su limitación para capturar cambios extremos en condiciones económicas atípicas, como las provocadas por la pandemia. Sin embargo, sigue siendo una herramienta valiosa para analizar tendencias macroeconómicas y estructurales a largo plazo.

Los estudios revisados evidencian la amplia aplicabilidad del modelo Zavgren en diversos sectores económicos y contextos geográficos, destacando su capacidad para identificar tendencias generales de insolvencia financiera. Es importante considerar tanto la adaptabilidad como las restricciones del modelo Zavgren como herramienta de predicción dentro del conjunto de modelos de predicción de insolvencia financiera.

3. METODOLOGÍA

La investigación se desarrolla con un enfoque cuantitativo de tipo exploratorio y descriptivo. Para lograr los objetivos de la investigación, se implementa el modelo Zavgren como indicador financiero con el fin de evaluar la probabilidad de insolvencia financiera en empresas del sector de construcción en Colombia.

La muestra de investigación se define a partir del criterio de selección definido para la investigación: serán objeto de análisis las empresas colombianas del sector construcción que reportan información financiera de manera regular durante el periodo (2018-2022) en el Sistema Integrado de Información Societaria (SIIS) de la Superintendencia de Sociedades de Colombia. La técnica de imputación aplicada permite identificar un total de 734 empresas que serán objeto de estudio.

El periodo de estudio fue seleccionado debido a su relevancia económica y social para Colombia. Durante estos años, el sector enfrentó variaciones marcadas por eventos económicos, como la desaceleración económica global y la pandemia de covid-19, que impactaron la dinámica del mercado de la construcción en Colombia. Estos eventos dan un contexto para analizar cómo las presiones externas influyen en la estabilidad financiera de las empresas, ofreciendo la oportunidad para aplicar el modelo Zavgren. En la Tabla 1 se muestra la distribución de las empresas con base en el valor de los activos en salarios mínimos mensuales legales vigentes (smmlv) del año 2022.

Tabla 1. Distribución empresas incluidas en este estudio

Table 1. Distribution of firms included in the study

Tipo de empresa	Cantidad	%
Micro	1	0.1 %
Pequeña	39	5.3 %
Mediana	328	44.7 %
Gran	366	49.9 %
Total	734	100.0 %

Fuente: elaboración propia.

De acuerdo con la muestra, el 94.6 % de las empresas se encuentra entre los grupos de mediana y gran empresa con base en el valor de los activos del año 2022. La predominancia de estas empresas en el sector constructor es una muestra del papel que tienen en la economía colombiana. Una vez definidas las empresas objeto de estudio, se procede al cálculo de las siete (7) variables definidas por Zavgren, donde se incluyen indicadores de liquidez, rentabilidad operativa y estructura de capital. Al usar la versión original del modelo, se asegura la adhesión a los principios de la formulación matemática, proporcionando consistencia y permitiendo comparaciones con estudios anteriores en distintos contextos. La estructura de cálculo de los indicadores financieros que integran el modelo Zavgren se describe a continuación:

La variable X_1 mide la proporción del resultado de ejercicios anteriores (utilidades o pérdidas acumuladas) en relación con las ventas totales. Un valor alto indica que las utilidades acumuladas son significativas en comparación con el volumen de ventas del periodo estudiado. La estructura de cálculo de la variable X_1 se presenta en la ecuación (1):

$$X_1 = \left(\frac{\text{Ganancias acumuladas}}{\text{Ingresos por actividades ordinarias}} \right) \quad (1)$$

La variable X_2 compara el pasivo total de la empresa con el resultado acumulado de ejercicios anteriores. Un valor alto sugiere que la empresa tiene una cantidad significativa de deudas en

comparación con sus ganancias acumuladas. La estructura de cálculo de la variable X_2 se presenta en la ecuación (2):

$$X_2 = \left(\frac{\text{Total pasivo}}{\text{Ganancias acumuladas}} \right) \quad (2)$$

La variable X_3 mide la liquidez, en sentido estricto, de la empresa en relación con sus ganancias más recientes. Un coeficiente alto sugiere que a mayor liquidez relativa un menor riesgo de insolvencia. La estructura de cálculo de la variable X_3 se presenta en la ecuación (3):

$$X_3 = \left(\frac{\text{Efectivo y equivalentes al efectivo}}{\text{Ganancias acumuladas}} \right) \quad (3)$$

La variable X_4 muestra la relación entre el efectivo y equivalentes de efectivo con el pasivo corriente (obligaciones a corto plazo). Este indicador indica la capacidad de la empresa para cubrir sus obligaciones a corto plazo con sus activos más líquidos. La estructura de cálculo de la variable X_4 se presenta en la ecuación (4):

$$X_4 = \left(\frac{\text{Efectivo y equivalentes al efectivo}}{\text{Pasivo corriente}} \right) \quad (4)$$

La variable X_5 representa una medida de la eficiencia operativa. El indicador compara el resultado operacional con el capital de trabajo neto. Esta razón financiera indica cuánto está generando la operación por cada unidad monetaria de capital de trabajo. La estructura de cálculo de la variable X_5 se presenta en la ecuación (5):

$$X_5 = \left(\frac{\text{Ganancia (pérdida) por actividades de operación}}{\text{Capital de trabajo}} \right) \quad (5)$$

La variable X_6 mide la relación del tamaño del activo total con el pasivo corriente; de esta forma se determina la capacidad de la empresa para cubrir sus obligaciones a corto plazo con sus activos totales. La estructura de cálculo de la variable X_6 se presenta en la ecuación (6):

$$X_6 = \left(\frac{\text{Activo}}{\text{Pasivo corriente}} \right) \quad (6)$$

La variable X_7 muestra la relación de los ingresos por actividades ordinarias y el resultado del ejercicio contable. Un valor bajo indica que la empresa es eficiente en convertir sus ventas en ganancias. La estructura de cálculo de la variable X_7 se presenta en la ecuación (7):

$$X_7 = \left(\frac{\text{Ingresos por actividades ordinarias}}{\text{Ganancia (pérdida) del ejercicio}} \right) \quad (7)$$

Una vez calculados los indicadores financieros que integran el modelo de puntaje Z, se aplica el modelo Zavgren utilizando la ecuación (8):

$$Z = 0.11X_1 + 1.58X_2 + 10.78X_3 - 3.07X_4 - 0.49X_5 + 4.35X_6 - 0.11X_7 - 0.24 \quad (8)$$

Determinado el puntaje Z, se estima la probabilidad de insolvencia financiera a través de la ecuación (9):

$$P = \frac{1}{1+e^{-Z}} \quad (9)$$

Siendo e el número de Euler con un valor de 2.7182818284. Para el análisis de los resultados del modelo Zavgren, se utilizan las tres zonas de quiebras definidas para su clasificación (Stankevičienė y Prazdeckaitė, 2021):

- ✓ Si el modelo arroja un puntaje mayor a 0.6, la empresa se encuentra en zona de quiebra.
- ✓ Si el modelo arroja un puntaje entre 0.3 a 0.6, la empresa se encuentra en zona gris.
- ✓ Si el modelo arroja un puntaje inferior a 0.3, la empresa se encuentra en zona segura.

Luego de identificar los resultados del modelo Zavgren, se evalúa la dispersión de los resultados utilizando la escala de medición propuesta por Vargas Franco (2007):

- ✓ Si $cv \leq 0.3\bar{x}$, el conjunto de datos es homogéneo con relación a la media.
- ✓ Si $0.3\bar{x} < cv \leq 0.7\bar{x}$, el conjunto de datos es heterogéneo con relación a la media.
- ✓ Si $cv > 0.7\bar{x}$, el conjunto de datos es muy heterogéneo con relación a la media.

Nota: cv = Coeficiente de variación.

Con el fin de validar la consistencia de los resultados de la aplicación del modelo de puntaje Z , se plantean dos pruebas de hipótesis.

1. Prueba de corte transversal para determinar, año por año, si hay evidencia estadística que permita afirmar que en promedio las empresas del sector de construcción tienen alta probabilidad de insolvencia.
2. Prueba de hipótesis longitudinal para examinar de manera individual si durante la ventana de observación hay evidencia estadística que lleve a concluir que las empresas del sector de la construcción en Colombia enfrentan de manera recurrente indicios de insolvencia financiera.

A continuación, se presentan los planteamientos de las hipótesis nula y alternativa para la prueba de hipótesis transversal

- ✓ H_0 = El puntaje promedio del modelo de insolvencia Zavgren para las empresas del sector constructor en Colombia en el año a es igual o superior a 0.6.
- ✓ H_1 = El puntaje promedio del modelo de insolvencia Zavgren para las empresas del sector constructor en Colombia en el año a es inferior a 0.6.

El nivel de confianza para la validación de la hipótesis es del 5% ($\alpha = 5\%$). Por lo tanto, el valor de no rechazo de H_1 será si $Z < -1.64$. Con base en lo anterior se aplica lo descrito en la ecuación (10):

$$Z_a = \frac{(\bar{x}_a - \mu)}{\left(\frac{\sigma_a}{\sqrt{n_a}}\right)} \quad (10)$$

Z_a = Estadístico de prueba para el año a .

$\bar{x}_a$ = Promedio del puntaje del modelo de Zavgren para las empresas del sector constructor de Colombia en el año a .

μ = Promedio de puntuación máxima esperada para el modelo Zavgren, el cual es 0.6.

σ_a = Desviación estándar del puntaje del modelo Zavgren para las empresas del sector constructor de Colombia en el año a .

$\sqrt{n_a}$ = Número de empresas del sector constructor de Colombia estudiadas en el año a .

Para complementar la anterior prueba de hipótesis, se realiza una segunda prueba de hipótesis de corte longitudinal, así:

- ✓ H_0 = El puntaje promedio del modelo de insolvencia Zavgren para la empresa e del sector constructor en Colombia es igual o superior a 0.6 durante el periodo 2018-2022.
- ✓ H_1 = El puntaje promedio del modelo de insolvencia Zavgren para la empresa e del sector constructor en Colombia es inferior a 0.6 durante el periodo 2018-2022.

Teniendo en cuenta que son 5 años de análisis, se puede afirmar que $n < 30$. Por lo tanto, se propone la prueba de t de student para la validación de la hipótesis, en la que el nivel de confianza es del 5 % ($\alpha = 5\%$), con $n-1$ GL. Por lo tanto, valor de no rechazo de H_1 será si $t < -2.1318$. A partir de lo anterior se aplica lo planteado en la ecuación (11):

$$t_e = \frac{(\bar{x}_e - \mu)}{\left(\frac{\sigma_e}{\sqrt{n_e}}\right)} (n - 1)GL \quad (11)$$

t_e = Es el estadístico de prueba de la empresa e.

$\bar{x}_e$ = Puntaje promedio del modelo de Zavgren para la empresa e periodo 2018-2022.

μ = Promedio de puntuación máxima esperada para el modelo Zavgren el cual es 0.6.

σ_e = Desviación estándar del puntaje del modelo Zavgren para la empresa e durante el periodo 2018–2022.

n_e = Número de años analizados para la empresa e.

Con la aplicación de los métodos estadísticos antes descritos se comprenden tanto las variaciones temporales como las persistencias en la insolvencia financiera, permitiendo entender las dinámicas que están ocultas en el sector constructor.

Con el propósito de validar la pertinencia y relevancia de las variables incluidas en el modelo Zavgren, se llevó a cabo una estimación de regresión logística para cada uno de los años analizados en el periodo 2018-2022. La técnica permite evaluar de manera sistemática la capacidad explicativa de cada variable en relación con la probabilidad de insolvencia financiera. Para el procesamiento de la información y el desarrollo del procedimiento se utiliza el software estadístico Stata, reconocido por su robustez para análisis econométricos y su capacidad de procesamiento de grandes volúmenes de datos.

Se empleó la regresión logística por su eficacia en modelar eventos binarios como la presencia o ausencia de insolvencia, permitiendo interpretar directamente el vínculo entre los factores explicativos y el riesgo de quiebra. Para asegurar la solidez de los resultados se analizó la sensibilidad, introduciendo variaciones en las variables financieras y evaluando su efecto sobre las probabilidades estimadas. El análisis de sensibilidad se aplicó para evaluar la estabilidad de los resultados ante variaciones en los datos. Por medio de esta prueba se identificaron las variables determinantes en la predicción de insolvencia y se confirmó la consistencia del modelo de Zavgren en empresas del sector constructor colombiano.

Es importante reconocer que la investigación presenta limitaciones que se deben considerar en el análisis y la interpretación de los resultados. Primero, el modelo Zavgren fue aplicado en su versión original, sin ajustes específicos al contexto colombiano. En segundo lugar, aunque la muestra incluye empresas que reportaron información al Sistema Integrado de Información Societaria entre los años 2018 y 2022, en el estudio se excluyen aquellas empresas con datos incompletos que no cumple con la técnica de imputación propuesta, lo cual podría afectar los resultados obtenidos. Adicionalmente, la información financiera utilizada proviene exclusivamente de los estados financieros, lo que restringe el análisis a variables cuantitativas internas, sin incorporar factores exógenos como la

incertidumbre regulatoria, el entorno macroeconómico o la calidad de la gobernanza corporativa. Finalmente, se reconoce que la regresión logística utilizada para validar el modelo muestra baja sensibilidad predictiva, lo que sugiere la necesidad de considerar modelos híbridos o técnicas estadísticas más robustas en futuras investigaciones.

4. RESULTADOS

De acuerdo con la muestra seleccionada se procede a la aplicación del modelo Zavgren para las 734 empresas del sector constructor colombiano. Como se muestra en la Tabla 2, en la distribución de los resultados se tienen en cuenta los porcentajes de empresas del sector constructor colombiano que se encuentran en zona de quiebra, gris y segura durante el periodo 2018–2022.

Tabla 2. Resultados del modelo Zavgren

Table 2. Results of the Zavgren model

Zona	2018	2019	2020	2021	2022
De quiebra	83.8 %	86.0 %	65.8 %	84.1 %	80.2 %
Gris	2.0 %	1.1 %	1.9 %	1.6 %	2.2 %
Segura	14.2 %	12.9 %	32.3 %	14.3 %	17.6 %
Total	100.0 %	100.0 %	100.0 %	100.0 %	100.0 %

Fuente: elaboración propia.

Durante los cinco años una proporción significativa de las empresas se ha clasificado de manera consistente en la zona de quiebra, con porcentajes que se encuentran sobre el 80 %, excepto en el año 2020. Este patrón indica que, según el modelo, la mayoría de las empresas del sector constructor están en riesgo de insolvencia, lo que sugiere una posible vulnerabilidad estructural o cíclica en este sector de la economía colombiana. La zona gris, que representa una situación de incertidumbre financiera, ha acogido un pequeño porcentaje de las empresas, oscilando entre el 1.1 % y el 2.2 % durante el mismo periodo. De acuerdo con este resultado, hay pocas empresas cuya situación financiera sea incierta según el modelo. Por otro lado, las empresas clasificadas en la zona segura han constituido la minoría, con un aumento notable en 2020 (32.3 %), lo que refleja una mejora temporal o ajustes en el sector. Sin embargo, este porcentaje disminuyó en los años siguientes, volviendo a niveles más cercanos a los observados en 2018 y 2019.

La predominancia de empresas en la zona de quiebra y la escasa representación en la zona segura plantean interrogantes sobre su solidez financiera. Los resultados pueden ser indicativos de desafíos estructurales en el sector, cambios en el mercado o incluso limitaciones en la capacidad del modelo Zavgren para adaptarse a las particularidades del contexto colombiano.

En la Tabla 3 se presenta la medición de la heterogeneidad de los resultados de la aplicación del modelo Zavgren en el sector constructor colombiano, periodo 2018–2022.

Tabla 3. Análisis de heterogeneidad del promedio de probabilidad de insolvencia

Table 3. Heterogeneity analysis of the average probability of insolvency

Medida	2018	2019	2020	2021	2022
Promedio	0.84	0.86	0.66	0.84	0.80
Desviación Estándar	0.34	0.33	0.45	0.35	0.37
Coefficiente de Variación	40.9 %	38.6 %	68.4 %	41.3 %	46.4 %
Interpretación	Heterogéneo				

Fuente: elaboración propia.

Los promedios de los puntajes muestran una tendencia hacia la zona de quiebra (puntajes superiores a 0.6), con los años 2018, 2019, 2021 y 2022 exhibiendo promedios de 0.84, 0.86, 0.84 y 0.80, respectivamente, y un leve descenso en 2020 a un promedio de 0.66. La desviación estándar, que oscila entre 0.33 y 0.45, junto con los coeficientes de variación desde 38.6% a 68.4%, sugiere una dispersión y variabilidad en los puntajes año tras año. Esta heterogeneidad, indicada por un cv superior al 30%, implica que, a pesar de la predominante clasificación en la zona de quiebra, existe una variabilidad significativa en los grados de riesgo de insolvencia entre las empresas. Esta variabilidad puede reflejar diferencias sustanciales en la solidez financiera y las prácticas de gestión de riesgo entre empresas dentro del sector.

La mayor heterogeneidad observada en 2020, con un cv del 68.4%, puede ser indicativa de un impacto particular de factores externos o internos del sector en ese año. Estos resultados sugieren que, mientras el modelo Zavgren clasificó a una proporción alta de empresas en riesgo de insolvencia, la realidad del sector puede ser equilibrada.

En la Tabla 4 se muestran los resultados relativos a la prueba de hipótesis transversal para las empresas del sector constructor de Colombia durante el periodo 2018-2022.

Tabla 4. Resultado prueba de hipótesis transversal

Table 4. Cross-sectional hypothesis test results

Medida	2018	2019	2020	2021	2022
Media muestral	0.84	0.86	0.66	0.84	0.80
Media esperada	0.60	0.60	0.60	0.60	0.60
Desviación estándar	0.34	0.33	0.45	0.35	0.37
No. de empresas	734				
Valor de rechazo	-1.64				
Estadístico de prueba	18.99	21.04	3.79	18.69	14.69
Decisión	Se rechaza H1				

Fuente: elaboración propia.

Los resultados de las pruebas de hipótesis transversales indican que, en promedio, las empresas en este sector muestran una alta probabilidad de insolvencia durante todos los años analizados. Desde 2018 hasta el 2022, el estadístico de prueba calculado supera de manera amplia al valor crítico de 1.64; este comportamiento conlleva el rechazo de la hipótesis alternativa (H_1) en favor de la hipótesis nula (H_0). Lo anterior significa que, en cada uno de estos años, el puntaje promedio de insolvencia financiera para las empresas fue mayor a 0.6, el umbral establecido para considerar una alta probabilidad de insolvencia. Estos resultados son coherentes a lo largo del periodo de cinco años, lo que sugiere una tendencia persistente en la vulnerabilidad financiera en el sector. Las medias muestrales, que van desde 0.66 en 2020 hasta 0.86 en 2019, junto con desviaciones estándar que oscilan entre 0.33 y 0.45, refuerzan esta conclusión.

Esta tendencia constante de puntajes promedio superiores al umbral de 0.6 refleja un escenario en el que la mayoría de las empresas del sector constructor en Colombia están, en promedio, en riesgo de insolvencia. Con estos hallazgos se resalta la importancia de la insolvencia financiera como una preocupación continua para las empresas del sector construcción en Colombia.

En la Tabla 5 se muestran los resultados referentes a la aplicación de la prueba de hipótesis de corte longitudinal.

Tabla 5. Resultado prueba de hipótesis longitudinal

Table 5. Longitudinal hypothesis test results

Decisión	No. de empresas	Porcentaje
Se rechaza H1	704	95.9 %
No rechaza H1	30	4.1 %
Total	734	100.0 %

Fuente: elaboración propia.

El análisis de la prueba de hipótesis longitudinal proporciona mayor detalle de la probabilidad de insolvencia financiera en las empresas de este sector. De las 734 empresas evaluadas de manera individual, el 95.9 % (704 empresas) muestra un puntaje promedio de insolvencia igual o superior a 0.6 a lo largo de los cinco años, lo que conlleva el rechazo de la hipótesis alternativa. Este resultado sugiere que la mayoría de las empresas del sector constructor de Colombia han mantenido un alto riesgo de insolvencia durante el periodo de estudio. Por otro lado, solo un 4.1 % (30 empresas) no alcanza el umbral de rechazo de H_1 , indicando un puntaje promedio inferior a 0.6 en el periodo de cinco años, lo que sugiere una menor probabilidad de insolvencia financiera para este grupo minoritario de empresas.

Con el propósito de verificar la precisión del modelo, se revisaron los reportes de la Superintendencia de Sociedades determinando las empresas analizadas que habían iniciado procesos de insolvencia empresarial durante el periodo 2018-2022. Los resultados obtenidos se presentan en la Tabla 6.

Tabla 6. Empresas del sector constructor de Colombia en reorganización empresarial

Table 6. Construction firms in Colombia under business reorganization

Concepto	2018	2019	2020	2021	2022
Cantidad de empresas	4	4	3	8	11

Fuente: elaboración propia.

Según el módulo de insolvencia de la Superintendencia de Sociedades, del grupo de empresas analizadas en esta investigación, un total de treinta (30) empresas se acogieron a reorganización empresarial.

Los resultados indican que un número considerable de empresas podrían tener dificultades financieras. La discrepancia con el historial de empresas que en realidad se acogieron a la reorganización empresarial plantea dudas sobre la adecuación del modelo Zavgren o la precisión de sus variables para predecir la insolvencia.

Para evaluar la idoneidad de las variables utilizadas por el modelo Zavgren, se clasificaron las empresas del estudio en dos categorías: a aquellas en reorganización, se les asignó el valor 1; y a aquellas sin dificultades financieras, se les asignó el valor de 0 como variable dependiente. Esto permitió examinar la idoneidad de estas variables para predecir la probabilidad de insolvencia en el sector constructor de Colombia.

Modelo de regresión logístico 2018

En el modelo estimado se observa que χ^2 es bajo, lo que implicaría que, en general, el modelo no mejora la predicción de la insolvencia financiera en comparación con un modelo que no incluye ninguna de las variables independientes. Esto indica que las variables incluidas en el modelo no tienen una relación colectiva fuerte con la probabilidad de insolvencia en el sector constructor para

el año 2018. El R^2 indica que el modelo explica aproximadamente el 15.4 % de la variabilidad en la insolvencia financiera, lo que sigue siendo bajo (ver Tabla 7). Según esto, hay otros factores no contemplados en el modelo que son importantes en la explicación de la insolvencia financiera de estas empresas.

Tabla 7. Resultado modelo de regresión logístico de probabilidad de insolvencia sector constructor de Colombia (2018)

Table 7. Logistic regression results for the probability of insolvency in the Colombian construction industry (2018)

Regresión Logística				Número de obs. = 734		
				LR $\chi^2(7) = 7.65$		
				Prob > $\chi^2 = 0.3643$		
Log. de Verosimilitud =		-21.011884		Pseudo R ² = 0.154		
R2018	Coefficiente	Error Estándar	z	P > z	[Interval de Conf. al 95%]	
X1	0.00019	0.00018	1.07	0.283	-0.00016	0.00053
X2	-0.00151	0.00555	-0.27	0.786	-0.01240	0.00937
X3	-0.00303	0.04207	-0.07	0.943	-0.08548	0.07943
X4	-18.54721	14.07057	-1.32	0.187	-46.12501	9.03059
X5	-0.02494	0.24289	-0.10	0.918	-0.50099	0.45110
X6	1.27280	1.08958	1.17	0.243	-0.86274	3.40835
X7	-0.00183	0.00608	-0.30	0.763	-0.01375	0.01008
_cons	-4.41143	0.88659	-4.98	0.000	-6.14911	-2.67375

Note: 128 fallos y 0 aciertos determinados completamente.

Fuente: elaboración propia.

Al observar los coeficientes y sus respectivos niveles de significancia, se evidencia que ninguna de las variables alcanza un nivel de significancia convencional (p -valor < 0.05), lo que indica que de manera individual estas variables no proporcionan una base para predecir la insolvencia financiera en las empresas del sector constructor de Colombia para el año 2018. Los coeficientes de X2, X3, X4, X5 y X7 son negativos, mientras que X1 y X6 son positivos. La magnitud de estos coeficientes, en especial el de X4 (-18.54721), sugiere que los cambios en estas variables tienen un impacto significativo en la probabilidad de insolvencia, aunque esta influencia no es estadísticamente significativa en este modelo (ver Tabla 8).

Tabla 8. Cambios marginales en las variables explicativas probabilidad de insolvencia (2018)

Table 8. Marginal effects of explanatory variables on the probability of insolvency (2018)

Delta-method						
	dy/dx	Std. Err.	z	P > z	[95 % Conf. Interval]	
X1	0.00000	0.00000	0.96	0.339	0.00000	0.00000
X2	-0.00001	0.00003	-0.27	0.787	-0.00007	0.00005
X3	-0.00002	0.00022	-0.07	0.943	-0.00046	0.00042
X4	-0.09908	0.08871	-1.12	0.264	-0.27294	0.07479
X5	-0.00013	0.00130	-0.10	0.918	-0.00268	0.00241
X6	0.00680	0.00660	1.03	0.303	-0.00614	0.01974
X7	-0.00001	0.00003	-0.30	0.765	-0.00007	0.00005

Fuente: elaboración propia.

Los cambios en las probabilidades de insolvencia, dados por las variables X1 a X7, no son estadísticamente significativos, lo que sugiere una limitada capacidad predictiva de estas en el modelo. El leve incremento en la probabilidad de insolvencia asociado con un aumento en X1 (0.00000101) y el mayor aumento en la variable X6 (0.0067991) no son significativos ($p = 0.339$ y $p = 0.303$, respectivamente) para afirmar que estas variables son predictores confiables de la insolvencia.

Por otro lado, las disminuciones marginales en la probabilidad de insolvencia asociadas con incrementos en X2, X3, X4, X5 y X7, aunque reflejan una tendencia a la disminución del riesgo de insolvencia con aumentos en estas variables, también carecen de significancia estadística (con p-valores de 0.787, 0.943, 0.264, 0.918 y 0.765, respectivamente), lo que indica que sus efectos son, en el mejor de los casos, marginalmente relevantes para predecir la insolvencia en tal contexto. Este análisis, al destacar la ausencia del impacto de las variables en la probabilidad de insolvencia, pone en evidencia la necesidad de plantear si las variables utilizadas por el modelo de Zavgren realmente son insumos que ayudan a detectar problemas financieros en las empresas.

El análisis de la matriz de confusión del modelo 2018 muestra una total ausencia de verdaderos positivos (0) y falsos positivos (0), lo que indica que el modelo no logró identificar correctamente ninguna empresa insolvente (ver Tabla 9). Por la falta de sensibilidad, se podría concluir que el modelo es ineficaz para detectar casos de insolvencia, lo cual es una limitación en una situación en la que sea necesario identificar empresas en problemas financieros. Aunque la especificidad es del 100 %, lo cual indica una alta eficiencia en clasificar correctamente a las empresas financieramente sólidas, este resultado debe interpretarse con cautela, ya que la ausencia de verdaderos positivos podría deberse a una falta de empresas insolventes en la muestra o a una deficiencia en la capacidad del modelo para distinguir entre empresas sólidas e insolventes.

Tabla 9. Matriz de confusión (2018)

Table 9. Confusion matrix (2018)

Clasificación	D	~D	Total
+	0	0	0
-	4	730	734
Total	4	730	734
Clasificación + Predicción si la probabilidad de (D) > = .5			
La D verdadera se define como R2018! = 0			
Sensibilidad	Pr(+ D)		0.00 %
Especificidad	Pr(- ~D)		100.00 %
Valor predicho positivo	Pr(D +)		.%
Valor predicho negativo	Pr(~D -)		99.46 %
Falso + Tasa de verdaderos positivos ~D	Pr(+ ~D)		0.00 %
Falso - Tasa de verdaderos positivos D	Pr(- D)		100.00 %
Falso + Tasa de clasificados +	Pr(~D +)		.%
Falso - Tasa de clasificados -	Pr(D -)		0.54 %
Clasificados correctamente			99.46 %

Fuente: elaboración propia.

Por otro lado, el valor predictivo negativo elevado (99.46 %) sugiere que cuando el modelo predice solidez financiera, generalmente es correcto. Sin embargo, el bajo valor predictivo positivo (no aplicable en este caso debido a la ausencia de verdaderos y falsos positivos) y la tasa elevada de falsos negativos indica que el modelo tiende a clasificar erróneamente a las empresas insolventes como sólidas. La alta tasa de clasificación correcta (99.46 %) se ve ensombrecida por la incapacidad del modelo para identificar empresas en riesgo de insolvencia, lo cual es crucial en el análisis de insolvencia financiera.

Modelo de regresión logístico 2019

Al igual que los resultados obtenidos en el modelo del 2018, el χ^2 del modelo del 2019 es bajo; por lo tanto, indica que el modelo no mejora la predicción de la insolvencia financiera en comparación con un modelo nulo (ver Tabla 10). El R^2 es ligeramente menor que en 2018, sigue siendo bajo y refuerza la idea de que otras variables no incluidas en el modelo son relevantes en la explicación de la insolvencia con esta metodología de estimación.

Tabla 10. Resultado modelo de regresión logístico de probabilidad de insolvencia sector constructor de Colombia (2019)

Table 10. Logistic regression results for the probability of insolvency in the Colombian construction industry (2019)

Regresión Logística					Número de obs. = 734	
					LR chi2(7) =	6.86
					Prob > chi2 =	0.4435
Log. de Verosimilitud = -21.407449					Pseudo R2=	0.1381
R2019	Coeficiente	Error Estándar	z	P > z	[Interval de Conf. al 95%]	
X1	0.00147	0.14500	0.01	0.992	-0.28272	0.28566
X2	-0.00130	0.00475	-0.27	0.784	-0.01060	0.00800
X3	-0.00130	0.00550	-0.24	0.813	-0.01207	0.00947
X4	-0.14234	0.26416	-0.54	0.590	-0.66008	0.37539
X5	2.80965	1.50147	1.87	0.061	-0.13316	5.75247
X6	4.36053	1.73652	2.51	0.012	0.95701	7.76404
X7	0.00328	0.00456	0.72	0.472	-0.00567	0.01222
_cons	-7.96657	1.54922	-5.14	0.000	-11.00298	-4.93016

Nota: 2 fallos y 0 aciertos completamente determinados.

Fuente: elaboración propia.

Las variables X5 y X6 muestran niveles de significancia de 0.061 y 0.012 respectivamente. X6, en particular, es estadísticamente significativa ($p < 0,05$), y revelaría una posible relación significativa con la insolvencia financiera. X5 también se acerca al umbral de significancia convencional, lo que indica una influencia relevante. Las demás variables (X1, X2, X3, X4, y X7) no son estadísticamente significativas, similar al modelo 2018, lo que implica que individualmente no son predictores confiables de insolvencia. La tendencia general de baja capacidad predictiva del modelo se mantiene en ambos años.

Mientras que el modelo 2019 ha mostrado cierta mejora en términos de significancia estadística para algunas variables en comparación con el modelo 2018, aún hay un camino considerable para mejorar la capacidad predictiva general del modelo para las empresas del sector constructor en Colombia.

Para el año 2019, la variable X6 emerge como la única variable con un nivel de significancia cercano al umbral convencional ($p = 0.097$), indicando que un incremento en X6 aumenta marginalmente la probabilidad de insolvencia, aunque esta relación es apenas significativa (ver Tabla 11). Las demás variables, X1 a X5 y X7, muestran cambios marginales en la probabilidad de insolvencia, pero sus altos niveles de p-valor (desde 0.496 a 0.992) indican que estos cambios no son estadísticamente significativos. X5 muestra un efecto marginal positivo (0.0148436), lo que implicaría un aumento en la probabilidad de insolvencia con un incremento en esta variable, aunque su significancia es limitada ($p = 0.156$).

Tabla 11. Cambios marginales en las variables explicativas probabilidad de insolvencia sector constructor de Colombia (2019)

Table 11. Marginal effects of explanatory variables on the probability of insolvency in the Colombian construction industry (2019)

Delta-method						
	dy/dx	Std. Err.	z	P > z	[95 % Conf. Interval]	
X1	0.00001	0.00077	0.01	0.992	-0.00149	0.00151
X2	-0.00001	0.00003	-0.27	0.786	-0.00006	0.00004
X3	-0.00001	0.00003	-0.24	0.814	-0.00006	0.00005
X4	-0.00075	0.00144	-0.52	0.600	-0.00357	0.00206
X5	0.01484	0.01046	1.42	0.156	-0.00565	0.03534
X6	0.02304	0.01389	1.66	0.097	-0.00418	0.05025
X7	0.00002	0.00003	0.68	0.496	-0.00003	0.00007

Fuente: elaboración propia.

En comparación con los resultados obtenidos del modelo estimado para el año 2018, en los que no se encontraron variables significativas, el modelo de 2019 muestra una ligera mejora en términos de identificar variables potencialmente influyentes. Sin embargo, ante la falta generalizada de significancia en la mayoría de las variables en ambos años, indicarían que las variables que emplea el modelo de Zavgren podrían no estar capturando adecuadamente los factores críticos que afectan la insolvencia financiera en las empresas del sector constructor colombiano.

Para el año 2019 el modelo estimado obtiene resultados similares a los del modelo del 2018, lo que indica una recurrencia en la capacidad predictiva de estos modelos. Al igual que en 2018, el modelo de 2019 no identificó ningún verdadero positivo (0) y no tuvo falsos positivos (0), lo que resulta en una sensibilidad del 0 % y una especificidad del 100 % (ver Tabla 12). Esta consistencia en la falta de identificación de empresas insolventes (verdaderos positivos) en ambos años parece implicar que el modelo es ineficaz para detectar insolvencia, a pesar de su alta capacidad para reconocer correctamente a las empresas financieramente sólidas.

Tabla 12. Matriz de confusión (2019)

Table 12. Confusion matrix (2019)

Modelo Logístico para R2019			
Clasificación	D	~D	Total
+	0	0	0
-	4	730	734
Total	4	730	734
Clasificación + Predicción si la probabilidad de (D) > = .5			
La D verdadera se define como R2019! =0			
Sensibilidad	Pr(+ D)		0.00 %
Especificidad	Pr(- ~D)		100.00 %
Valor predicho positivo	Pr(D +)		.%
Valor predicho negativo	Pr(~D -)		99.46 %
Falso + Tasa de verdaderos positivos ~D	Pr(+ ~D)		0.00 %
Falso - Tasa de verdaderos positivos D	Pr(- D)		100.00 %
Falso + Tasa de clasificados +	Pr(~D +)		.%
Falso - Tasa de clasificados -	Pr(D -)		0.54 %
Sensibilidad	99.46 %		

Fuente: elaboración propia.

El valor predictivo negativo sigue siendo alto (99.46 %), indicando una alta probabilidad de que las empresas clasificadas como sólidas lo sean realmente. Sin embargo, la ausencia de verdaderos positivos y la presencia de falsos negativos (4 en ambos años) resaltan una deficiencia crítica en la capacidad del modelo para identificar casos de insolvencia.

Modelo de regresión logístico 2020

El χ^2 del modelo del 2020 es bajo, al igual que los modelos estimados con anterioridad, lo que sugiere que el modelo no mejora de manera significativa la predicción de insolvencia en comparación con un modelo nulo (ver Tabla 13). Sin embargo, el R^2 de 0.3101 es más alto que en los años anteriores, indicando una mejora en la explicación de la variabilidad de la insolvencia por el modelo. Aunque este valor es más alto, sigue siendo moderado, lo que sigue planteando la importancia de los factores no incluidos en el modelo. Como en los años anteriores, ninguna de las variables alcanza un nivel de significancia convencional (p -valor < 0.05), reforzando la idea de que individualmente no son predictores confiables de insolvencia para el sector constructor en 2020. A diferencia del 2019, en el que X6 mostró significancia, en 2020 todas las variables presentan p -valores altos, indicando una falta de relación estadística significativa con la insolvencia.

Tabla 13. Resultado modelo de regresión logístico de probabilidad de insolvencia sector constructor de Colombia (2020)

Table 13. Logistic regression results for the probability of insolvency in the Colombian construction industry (2020)

Regresión Logística					Número de obs =	734
					LR chi2(7) =	12.09
					Prob > chi2 =	0.0977
Log. de Verosimilitud =					Pseudo R2 =	0.3101
R2020	Coeficiente	Error Estándar	Z	P > z	[Interval de Conf. al 95%]	
X1	-0.02471	0.17488	-0.14	0.888	-0.36746	0.31805
X2	-0.00005	0.00523	-0.01	0.993	-0.01029	0.01020
X3	0.00759	0.01661	0.46	0.648	-0.02496	0.04015
X4	-0.67811	1.67486	-0.40	0.686	-3.96078	2.60456
X5	0.09553	0.17512	0.55	0.585	-0.24770	0.43876
X6	-0.00192	0.02125	-0.09	0.928	-0.04358	0.03974
X7	-0.00739	0.00432	-1.71	0.088	-0.01586	0.00109
_cons	-5.52303	0.85975	-6.42	0.000	-7.20812	-3.83795

Nota: 23 fallos y 0 aciertos determinados completamente.

Fuente: elaboración propia.

La falta de consistencia en la significancia estadística de las variables a lo largo de los años puede implicar que los factores de riesgo de insolvencia son variables o que las condiciones del mercado están cambiando año tras año. El aumento en el Pseudo R^2 en el 2020 indica una mejoría en la capacidad del modelo para explicar la insolvencia en comparación con los años anteriores, pero aún es limitada.

Los resultados obtenidos para el año 2020 revelan la continuidad en la tendencia observada en los años 2018 y 2019, en los que ninguna de las variables X1 a X7 muestra un impacto estadísticamente significativo en la probabilidad de insolvencia (ver Tabla 14).

Tabla 14. Cambios marginales en las variables explicativas probabilidad de insolvencia sector constructor de Colombia (2020)

Table 14. Marginal effects of explanatory variables on the probability of insolvency (2020)

Delta-method						
	dy/dx	Std. Err.	z	P > z	[95 % Conf. Interval]	
X1	-0.00007	0.00049	-0.14	0.888	-0.00103	0.00089
X2	0.00000	0.00001	-0.01	0.993	-0.00003	0.00003
X3	0.00002	0.00005	0.45	0.656	-0.00007	0.00011
X4	-0.00189	0.00483	-0.39	0.696	-0.01135	0.00758
X5	0.00027	0.00052	0.51	0.609	-0.00075	0.00128
X6	-0.00001	0.00006	-0.09	0.928	-0.00012	0.00011
X7	-0.00002	0.00002	-1.24	0.217	-0.00005	0.00001

Fuente: elaboración propia.

En el 2020, los cambios marginales indican que pequeñas variaciones en estas variables tienen efectos limitados: una disminución marginal en la probabilidad de insolvencia asociado con un aumento en X1, X2, X4, X6 y X7 (con cambios marginales de -0.0000687, -0.000000132, -0.0018857, -0.00000534 y -0.0000205 respectivamente), y un ligero aumento con X3 y X5 (0.0000211 y 0.0002656). Sin embargo, los altos niveles de p-valor, que oscilan entre 0.217 y 0.993, indican que estos cambios no son estadísticamente significativos. Al comparar los resultados con los modelos de 2018 y 2019, se observa una consistencia en la falta de significancia estadística de las variables a lo largo de los años.

En el análisis de la matriz de confusión del modelo del año 2020 se observa una mejora en la capacidad predictiva del modelo, en comparación con los años anteriores (2018 y 2019). A diferencia de los modelos estimados para los años 2018 y 2019, el modelo del año 2020 logra identificar un verdadero positivo (una empresa insolvente clasificada correctamente), lo que representa un avance, reflejado en una sensibilidad del 33.33 %, indicando una mejor capacidad para detectar empresas en insolvencia para este año (ver Tabla 15).

Tabla 15. Matriz de confusión (2020)

Table 15. Confusion matrix (2020)

Modelo Logístico para R2020			
Clasificación	D	~D	Total
+	1	0	1
-	2	731	733
Total	3	731	734
Clasificación + Predicción si la probabilidad de (D) > = .5			
La D verdadera se define como R2020! = 0			
Sensibilidad	Pr(+ D)		33.33 %
Especificidad	Pr(- ~D)		100.00 %
Valor predicho positivo	Pr(D +)		100.00 %
Valor predicho negativo	Pr(~D -)		99.73 %
Falso + Tasa de verdaderos positivos ~D	Pr(+ ~D)		0.00 %
Falso - Tasa de verdaderos positivos D	Pr(- D)		66.67 %
Falso + Tasa de clasificados +	Pr(~D +)		0.00 %
Falso - Tasa de clasificados -	Pr(D -)		0.27 %
Clasificados correctamente			99.73 %

Fuente: elaboración propia.

Aunque la muestra de empresas insolventes es pequeña, el hecho de que el modelo no genere falsos positivos y mantenga una especificidad del 100 % es notable, ya que continúa clasificando correctamente a las empresas financieramente sólidas. El valor predictivo positivo del 100 % y el valor predictivo negativo del 99.73 %, junto con una alta tasa de clasificación correcta del 99.73 %, refuerzan la capacidad del modelo para predecir con precisión la solidez financiera. Sin embargo, la tasa de falsos negativos (66.67 %) aún lleva a considerar que el modelo tiende a clasificar erróneamente algunas empresas insolventes como sólidas, aunque esta tasa ha disminuido en comparación con los dos años anteriores.

Esta mejora en la detección de empresas insolventes en 2020, todavía limitada, es un avance con respecto a 2018 y 2019, en los que el modelo no identificó ningún verdadero positivo.

Modelo de regresión logística 2021

En el modelo del 2021 el χ^2 aumentó en comparación con años anteriores, pero sigue siendo bajo, lo que sugiere que el modelo no mejora la predicción de la insolvencia en comparación con un modelo nulo (ver Tabla 16). Sin embargo, el R^2 de 0,0446 es el más bajo entre los años 2018 a 2021, indicando que el modelo de 2021 tiene la menor capacidad para explicar la variabilidad en la insolvencia financiera con respecto a los modelos anteriores.

Tabla 16. Resultado modelo de regresión logística de probabilidad de insolvencia sector constructor de Colombia (2021)

Table 16. Logistic regression results for the probability of insolvency in the Colombian construction industry (2021)

Regresión Logística					Número de obs. =	734
					LR chi2(7) =	3.93
Log. de Verosimilitud = -42.14222					Prob > chi2 =	0.7874
					Pseudo R2 =	0.0446
R2021	Coefficiente	Error Estándar	Z	P>z	[Interval de Conf. al 95%]	
X1	-0.00006	0.00128	-0.04	0.965	-0.00256	0.00245
X2	0.00003	0.00031	0.10	0.918	-0.00058	0.00064
X3	-0.00455	0.01857	-0.24	0.807	-0.04095	0.03186
X4	-0.67097	0.89085	-0.75	0.451	-2.41700	1.07506
X5	0.46373	0.34852	1.33	0.183	-0.21936	1.14682
X6	1.03636	0.60811	1.70	0.088	-0.15551	2.22824
X7	-0.00020	0.00302	-0.06	0.948	-0.00611	0.00571
_cons	-4.73571	0.57213	-8.28	0.000	-5.85705	-3.61436

Nota: 10 fallos y 0 aciertos determinados completamente.

Fuente: elaboración propia.

De manera similar a los años anteriores, ninguna de las variables alcanza un nivel de significancia estadística convencional, de lo que se podría deducir que individualmente no son predictores eficaces de la probabilidad de insolvencia para las empresas del sector constructor en el 2021. X6 muestra un p-valor de 0.088, lo más cercano a la significancia entre todas las variables, aunque todavía no alcanza el umbral convencional. La variabilidad año a año en la significancia estadística de las variables sugiere que los factores que influyen en la insolvencia financiera pueden cambiar con el tiempo o que el modelo no captura estos factores.

En los resultados del modelo 2021, se observa una continuidad en la tendencia de los años anteriores (2018, 2019 y 2020), las variables X1 a X7 no muestran significancia estadística en su influencia sobre la probabilidad de insolvencia (ver Tabla 17).

Tabla 17. Cambios marginales en las variables explicativas probabilidad de insolvencia sector constructor de Colombia (2021)

Table 17. Marginal effects of explanatory variables on the probability of insolvency (2021)

Delta-method						
	dy/dx	Std. Err.	z	P > z	[95 % Conf. Interval]	
X1	0.00000	0.00001	-0.04	0.965	-0.00003	0.00003
X2	0.00000	0.00000	0.10	0.918	-0.00001	0.00001
X3	-0.00005	0.00020	-0.24	0.807	-0.00044	0.00034
X4	-0.00715	0.00979	-0.73	0.465	-0.02633	0.01204
X5	0.00494	0.00397	1.24	0.214	-0.00285	0.01273
X6	0.01104	0.00725	1.52	0.128	-0.00316	0.02524
X7	0.00000	0.00003	-0.06	0.948	-0.00007	0.00006

Fuente: elaboración propia.

Los cambios marginales en 2021 indican que, aunque hay variaciones en las probabilidades asociadas con cada variable, estas no son suficientemente robustas para ser consideradas predictivas de la insolvencia. Las disminuciones marginales en la probabilidad de insolvencia asociadas con un aumento en X1, X3, X4 y X7 (-0.0000006, -0.0000484, -0.0071462 y -0.00000208 respectivamente) y los incrementos asociados con X2, X5 y X6 (0.000000342, 0.004939 y 0.0110379), aunque indican una tendencia, tienen niveles de significancia (0.965, 0.807, 0.465, 0.214, 0.128 y 0.948) que plantean una falta de robustez estadística. Al comparar estos resultados con los modelos anteriores, se observa una consistencia en la falta de significancia y en la magnitud limitada de los cambios marginales.

La matriz de confusión del modelo estimado para el año 2021 muestra una vuelta a los patrones observados en 2018 y 2019, destacando la limitación en la capacidad del modelo para detectar empresas insolventes (ver Tabla 18).

Tabla 18. Matriz de confusión (2021)

Table 18. Confusion matrix (2021)

Modelo Logístico para R2021			
Clasificación	D	~D	Total
+	0	0	0
-	8	726	734
Total	8	726	734
Clasificación + Predicción si la probabilidad de (D) > = .5			
La D verdadera se define como R2021! = 0			
Sensibilidad	Pr(+ D)		0.00 %
Especificidad	Pr(- ~D)		100.00 %
Valor predicho positivo	Pr(D +)		. %
Valor predicho negativo	Pr(~D -)		98.91 %
Falso + Tasa de verdaderos positivos ~D	Pr(+ ~D)		0.00 %
Falso - Tasa de verdaderos positivos D	Pr(- D)		100.00 %
Falso + Tasa de clasificados +	Pr(~D +)		. %
Falso - Tasa de clasificados -	Pr(D -)		1.09 %
Clasificados correctamente			98.91 %

Fuente: elaboración propia.

A diferencia del modelo de 2020, que logró identificar un verdadero positivo, el modelo de 2021 no identificó ningún verdadero positivo (0), lo que resulta en una sensibilidad del 0 %. Esta falta de capacidad para detectar insolvencias, junto con la ausencia de falsos positivos (0) y una especificidad del 100 %, indica que el modelo es altamente eficaz en clasificar empresas sólidas, pero falla identificar las empresas en riesgo. La cantidad de falsos negativos (8) ha aumentado en comparación con años anteriores, lo que refleja una disminución en la precisión del modelo, evidenciada por un valor predictivo negativo del 98.91 % y una tasa de clasificación correcta del 98.91 %. Este retroceso en la capacidad predictiva, en comparación con una mejora leve en 2020, sugiere una inconsistencia en la eficacia del modelo a lo largo de los años.

Modelo de regresión logístico 2022

En el modelo del 2022 el χ^2 sigue siendo bajo, confirmando que no hay mejora en la predicción de probabilidad de insolvencia con respecto a un modelo nulo (ver Tabla 19). Sin embargo, el Pseudo R^2 de 0.0446 es el más bajo en la serie de años analizados, lo que implica que el modelo de 2022 tiene la menor capacidad de todos para explicar la variabilidad en la probabilidad de insolvencia financiera.

Tabla 19. Resultado modelo de regresión logístico de probabilidad de insolvencia sector constructor de Colombia (2022)

Table 19. Logistic regression results for the probability of insolvency in the Colombian construction industry (2022)

Regresión Logística				Número de obs. =		734
				LR chi2(7) =		3.64
				Prob > chi2 =		0.8204
Log. de Verosimilitud =		-55.304866	Pseudo R2 =		0.0318	
R2022	Coefficiente	Error Estándar	Z	P > z	[Interval de Conf. al 95%]	
X1	-0.02958	0.07356	-0.40	0.688	-0.17376	0.11459
X2	-0.00075	0.00278	-0.27	0.786	-0.00620	0.00469
X3	-0.00077	0.00517	-0.15	0.881	-0.01090	0.00935
X4	-0.43073	0.66336	-0.65	0.516	-1.73090	0.86943
X5	1.24743	0.79246	1.57	0.115	-0.30576	2.80063
X6	0.38777	0.80004	0.48	0.628	-1.18029	1.95583
X7	0.00016	0.00045	0.35	0.730	-0.00073	0.00104
_cons	-4.30007	0.51826	-8.30	0.000	-5.31584	-3.28431

Nota: 7 fallos y 0 aciertos determinados completamente.

Fuente: elaboración propia.

Ninguna de las variables alcanza un nivel de significancia estadística convencional, lo que indica que individualmente no son predictores eficaces de la probabilidad de insolvencia para las empresas del sector constructor en el 2022. X5 muestra un p-valor de 0.115, que, aunque no es significativo, es el más bajo entre las variables. La tendencia de baja capacidad predictiva del modelo se mantiene constante a lo largo de los años, con el modelo de 2022 presentando la menor capacidad.

Al igual que en años anteriores, no hay consistencia en la significancia estadística de las variables, lo que refleja la influencia de factores cambiantes año tras año o la falta de captura de factores clave

por parte del modelo. La disminución constante en el Pseudo R^2 sugiere una reducción en la capacidad del modelo para explicar la insolvencia financiera en el sector constructor.

Los cambios marginales del modelo del 2022, al igual que en los modelos de los años anteriores (2018-2021), revela una persistencia en la falta de significancia estadística de los efectos marginales de las variables X1 a X7 (ver Tabla 20). La tendencia es similar a la observada en años anteriores, con pequeñas variaciones en las probabilidades de insolvencia que no alcanzan significancia estadística: disminuciones en la probabilidad con aumentos en X1, X3, X4 y X7 (-0.0000006, -0.0000484, -0.0071462 y -0.00000208 respectivamente) y aumentos leves con X2, X5 y X6 (0.000000342, 0.004939 y 0.0110379). Los niveles de p-valor asociados con estos cambios (0.965, 0.918, 0.807, 0.465, 0.214, 0.128 y 0.948) indican una falta de robustez estadística en la relación entre estas variables y la insolvencia financiera.

Tabla 20. Cambios marginales en las variables explicativas probabilidad de insolvencia sector constructor de Colombia (2022)

Table 20. Marginal effects of explanatory variables on the probability of insolvency (2022)

Delta-method						
	dy/dx	Std. Err.	z	P > z	[95 % Conf. Interval]	
X1	-0.00043	0.00108	-0.40	0.689	-0.00256	0.00169
X2	-0.00001	0.00004	-0.27	0.787	-0.00009	0.00007
X3	-0.00001	0.00008	-0.15	0.881	-0.00016	0.00014
X4	-0.00631	0.00988	-0.64	0.523	-0.02567	0.01305
X5	0.01827	0.01252	1.46	0.144	-0.00627	0.04280
X6	0.00568	0.01182	0.48	0.631	-0.01748	0.02884
X7	0.00000	0.00001	0.34	0.731	-0.00001	0.00002

Fuente: elaboración propia.

A lo largo de los años 2018 a 2022 los análisis de los cambios marginales revelan una consistente falta de significancia estadística en las variables. Los cambios marginales en las probabilidades de insolvencia asociados con cada variable, a pesar de mostrar leves fluctuaciones, no alcanzan niveles de significancia que respalden su capacidad predictiva. Esta persistencia en la falta de predictores estadísticamente significativos a lo largo de los cinco años lleva a considerar que estas variables no capturan de manera adecuada los factores críticos que influyen en la insolvencia financiera de las empresas objeto de estudio.

Los resultados de la matriz de confusión del modelo estimado para el año muestran un patrón consistente con los años anteriores (2018-2021), destacando una vez más las limitaciones en la capacidad predictiva del modelo (ver Tabla 21). Al igual que en los modelos anteriores, el modelo de 2022 no logró identificar ningún verdadero positivo (0), manteniendo una sensibilidad del 0 %. Esta constante incapacidad para detectar empresas insolventes, junto con una especificidad del 100 % (debido a la ausencia de falsos positivos), indica que el modelo es eficaz en clasificar empresas financieramente sólidas, pero falla en identificar aquellas en riesgo de insolvencia.

Tabla 21. Matriz de confusión (2022)

Table 21. Confusion matrix (2022)

Modelo Logístico para R2022			
Clasificación	D	~D	Total
+	0	0	0
-	11	723	734
Total	11	723	734
Clasificación + Predicción si la probabilidad de (D) $\geq .5$			
La D verdadera se define como R2022! = 0			
Sensibilidad	Pr(+ D)		0.00 %
Especificidad	Pr(- ~D)		100.00 %
Valor predicho positivo	Pr(D +)		. %
Valor predicho negativo	Pr(~D -)		98.50 %
Falso + Tasa de verdaderos positivos ~D	Pr(+ ~D)		0.00 %
Falso - Tasa de verdaderos positivos D	Pr(- D)		100.00 %
Falso + Tasa de clasificados +	Pr(~D +)		. %
Falso - Tasa de clasificados -	Pr(D -)		1.50 %
Clasificados correctamente	98.50 %		

Fuente: elaboración propia.

Aunque el valor predictivo negativo (98.50 %) sugiere una alta probabilidad de que las empresas clasificadas como sólidas realmente lo sean, la tasa creciente de falsos negativos (11 en 2022 en comparación con 4 en 2018, 8 en 2021 y 2 en 2020) refleja una disminución en la precisión del modelo. La persistencia de estos problemas a lo largo de los años indica que, aunque el modelo puede ser confiable en identificar la solidez financiera, su utilidad práctica es limitada debido a su incapacidad para identificar riesgos clave de insolvencia, un aspecto crucial para su aplicación en el análisis financiero.

5. DISCUSIÓN

Los resultados obtenidos al aplicar el modelo Zavgren al sector constructor colombiano entre 2018 y 2022 muestran que una alta proporción de empresas se encuentra en riesgo de insolvencia (alrededor del 80 % anual, excepto en 2020). Esto refleja patrones similares observados en estudios previos, como el de Lisnawati et al. (2021), donde el modelo Zavgren también identificó una mayoría de empresas con dificultades financieras, aunque con una precisión limitada del 46 %. Sin embargo, en otros sectores, como el minero (Janrosl et al., 2022), el modelo mostró un mejor desempeño (precisión del 54 % para empresas en quiebra), destacando que la eficacia del modelo depende en gran medida de las características estructurales y económicas del sector analizado.

Los resultados demuestran la importancia de complementar el modelo Zavgren con otras herramientas para monitorear la solidez financiera de las empresas, principalmente en sectores con alta exposición a riesgos externos. Esto es consistente con las recomendaciones de Rizqon y Yunita (2024), quienes sugirieron combinar el uso de modelos predictivos de insolvencia financiera con análisis vertical y tendencias macroeconómicas, con el objetivo de mejorar la capacidad de predicción en sectores afectados por crisis. En el caso colombiano, los resultados indican la necesidad de desarrollar políticas públicas y estrategias sectoriales que mitiguen riesgos estructurales, considerando las limitaciones del modelo Zavgren.

La baja sensibilidad del modelo Zavgren para detectar insolvencia financiera en el sector constructor colombiano resalta una limitación importante, consistente con lo reportado por Rivendra et al. (2021) en el sector de plantaciones en Indonesia, donde el modelo mostró dificultades para capturar la volatilidad de precios de productos básicos. Adicionalmente, la falta de significancia estadística de las variables independientes en este estudio es coherente con lo observado por Rizqon y Yunita (2024), quienes encontraron que el modelo Zavgren tenía la menor capacidad predictiva entre varios modelos aplicados al sector turismo durante la pandemia de covid-19. Estos resultados indican que el modelo Zavgren puede ser menos efectivo en contextos con alta incertidumbre o variabilidad estructural.

Este estudio aporta una validación empírica del modelo Zavgren en un sector económico clave para Colombia, destacando tanto sus fortalezas como sus limitaciones. Comparado con investigaciones como la de Lisnawati et al. (2021) en el sector minorista y la de Janrosl et al. (2022) en minería, este trabajo identifica cómo la efectividad del modelo puede variar según el contexto sectorial. La heterogeneidad en los resultados para empresas constructoras colombianas también se alinea con lo reportado por Rivendra et al. (2021), quienes observaron variaciones significativas en la precisión del modelo según el sector y las condiciones de mercado.

A diferencia de los estudios realizados en otros contextos, como el minorista (Lisnawati et al., 2021) o el turístico (Rizqon y Yunita, 2024), este trabajo demuestra de qué forma las características del sector constructor, como la dependencia de proyectos a largo plazo y el impacto de políticas gubernamentales, pueden influir significativamente en la aplicabilidad y precisión del modelo Zavgren. En correspondencia con la investigación de Janrosl et al. (2022), que reconocen la importancia de adaptar los modelos de predicción de insolvencia financiera a las especificidades del sector minero, se resalta la necesidad de implementar ajustes metodológicos del modelo Zavgren para captar la realidad financiera de las empresas del sector constructor colombiano.

A partir de los hallazgos, es oportuno plantear futuras líneas de investigación que ahonden en la comprensión del fenómeno de la insolvencia financiera desde enfoques comparativos e integradores. En primer lugar, se propone la recalibración del modelo Zavgren para el contexto colombiano, mediante el ajuste de los coeficientes en correspondencia con las características sectoriales. En segundo lugar, se debe desarrollar estudios intersectoriales que permitan comparar la precisión del modelo en sectores económicos con diferentes estructuras de apalancamiento y capital, así como de exposición al riesgo.

Una segunda línea de investigación se debe incorporar a los modelos de predicción de variables macroeconómicas que permitan anticipar los posibles impactos exógenos sobre la estabilidad financiera de las organizaciones. Además, se plantea el estudio de la influencia de factores no financieros en el riesgo de quiebra financiera, análisis que enriquecería la comprensión del fenómeno de insolvencia desde una perspectiva integral.

Como tercera línea de investigación se propone la implementación de modelos híbridos que integren el enfoque multivariado del Altman Z-Score con la técnica de regresión Logit del Zavgren. En consonancia, también se puede comparar el desempeño de los modelos clásicos frente a modelos alternativos basados en inteligencia artificial y aprendizaje automático en el contexto colombiano, con el propósito de identificar el nivel de adaptabilidad y predictibilidad de las técnicas en entornos emergentes caracterizados por alta incertidumbre y volatilidad.

6. CONCLUSIONES

La pandemia del covid-19 puso en evidencia la alta vulnerabilidad del sector de la construcción en Colombia frente a factores exógenos, ocasionando que el sector experimentara un incremento en los costos de operación, bajos niveles de productividad e impactos en proyectos de beneficio social. Ante este escenario, es primordial la implementación de estrategias financieras que minimicen los riesgos de insolvencia y garanticen la estabilidad financiera de las empresas. En este contexto, la aplicación de modelos predictivos de insolvencia financiera es de vital importancia para la perdurabilidad de las empresas, ya que permiten identificar posibles escenarios de insolvencia e implementar medidas preventivas que mejoren la salud financiera de las organizaciones.

Debido a que el sector de la construcción en Colombia tiene una alta interacción con otros sectores de la economía, es necesario que las empresas de construcción adopten un enfoque integral en la gestión financiera basada en una administración proactiva del capital de trabajo, uso estratégico del apalancamiento financiero y un diseño de una estructura de capital óptima que minimice la probabilidad de insolvencia financiera. La exposición a factores endógenos y exógenos que enfrentan las empresas del sector requieren la implementación de estrategias financieras flexibles y adaptables a los cambios del entorno; por consiguiente, la implementación de herramientas de predicción es de vital importancia para garantizar la sostenibilidad y perdurabilidad de las empresas que operan en un entorno dinámico.

Durante el período observación (2018 a 2022) se evidencia una baja capacidad predictiva del modelo Zavgren en el sector constructor colombiano, con valores de χ^2 inferiores que indican una insignificante mejora en la predicción de insolvencia frente a un modelo nulo. El comportamiento indica que las variables financieras del modelo no capturan adecuadamente los factores que inciden en la insolvencia financiera de las empresas del sector, evidenciado por la débil correlación con la probabilidad de insolvencia. Igualmente, la escasa significancia estadística (p -valor < 0.05) en la mayoría de las variables evidencia la inconsistencia en el impacto de factores individuales, resaltando la importancia de examinar y/o incorporar nuevas variables financieras al modelo que garanticen la capacidad predictiva.

La matriz de confusión del modelo de Zavgren, aplicada al periodo de observación 2018-2022, muestra una baja sensibilidad y una limitada identificación de verdaderos positivos. Aunque el modelo tiene una alta especificidad, su incapacidad para detectar señales de insolvencia financiera, en particular en 2021 y 2022, plantea dudas sobre la utilidad del modelo para predecir dificultades financieras. Esta limitación se acentúa por el hecho de que el modelo depende de los verdaderos negativos para una clasificación precisa. Además, el análisis de efectos marginales muestra que el cambio en la probabilidad de insolvencia no es estadísticamente significativo, lo que indica el limitado poder predictivo de las variables actualmente incluidas en el modelo. Estos resultados sugieren que deberían incluirse factores explicativos adicionales para mejorar el poder predictivo del modelo y subrayan la importancia de revisar o ampliar su estructura para mejorar la identificación de la insolvencia empresarial.

Los resultados evidencian la utilidad del modelo Zavgren como herramienta de alerta temprana, aunque con limitaciones para capturar factores estructurales del entorno colombiano. Esta limitación se asocia con el uso exclusivo de variables contables, sin incorporar factores macroeconómicos ni estructurales del sector. Por ende, se destaca la necesidad de diseñar modelos híbridos que integren los indicadores financieros de las empresas con variables macroeconómicas como la inflación, las tasas de interés, los ciclos sectoriales y el comportamiento del PIB. La integración permitiría una mayor capacidad predictiva y explicativa del modelo en economías emergentes como la colombiana, donde la alta exposición a factores exógenos y la dinámica económica impacta la estabilidad financiera de las empresas.

La investigación desarrollada presenta contribuciones teóricas y prácticas. En el ámbito teórico se destaca la insuficiencia de las variables financieras del modelo Zavgren para captar los determinantes de la insolvencia financiera en el sector constructor colombiano, indicando la necesidad de desarrollar o adaptar modelos que se articulen con las particularidades del sector de operación y los impactos de eventos exógenos. Desde la praxis, los hallazgos indican la necesidad de que los administradores y/o gerentes de las empresas, así como los accionistas, inversionista y responsables de políticas actualicen sus métodos de gestión de riesgo de insolvencia financiera. De igual manera, se debe implementar métodos de análisis que contemplen un enfoque integral de los factores financieros, operacionales y legales. La actualización planteada aumentará la capacidad de las empresas para enfrentar adversidades económicas, propendiendo a la creación de modelos de insolvencia financieras más efectivos, fomentando la adopción de prácticas financieras responsables, cruciales para el progreso económico y social del país.

CONFLICTOS DE INTERÉS

Los autores declaran que no presentan conflictos de interés financiero, profesional o personal que pueda influir de forma inapropiada en los resultados obtenidos o las interpretaciones propuestas.

CONTRIBUCIÓN DE AUTORÍA

Para el desarrollo de este proyecto todos los autores han realizado una contribución significativa, especificada a continuación:

Andrés Caicedo Carrero: concepción y diseño del estudio; recolección, análisis e interpretación de datos; redacción del artículo.

Daniel Isaac Roque: concepción y diseño del estudio; recolección, análisis e interpretación de datos; redacción del artículo.

REFERENCIAS

- Alaka, H. A., Oyedele, L. M., Owolabi, H. A., Kumar, V., Ajayi, S. O., Akinade, O. O., y Bilal, M. (2018). Systematic review of bankruptcy prediction models: Towards a framework for tool selection. *Expert Systems with Application*, 94, 164-184. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2017.10.040>
- Andriani, S. F., Rahardja, L., Efriadi, A. R., y Cindi, R. J. (2023). Comparative Analysis of Financial Distress Models in Indonesian Multi-Industrial Manufacturing During COVID-19. *International Journal of Digital Entrepreneurship and Business*, 4(2), 108-118. <https://doi.org/10.52238/ideb.v4i2.130>
- Anton, C. E., Baba, C. M., y Bucşoiu, O. A. (2025). Perspectives on Integrating Risk Management and Sustainability for Financial Performance: A Systematic Literature Review. *Sustainability*, 17(8), 3456. <https://doi.org/10.3390/su17083456>
- Aziz, A., Emanuel, D. C., y Lawson, G. H. (1988). Bankruptcy prediction—An investigation of cash flow based models. *Journal of Management Studies*, 25(5), 419-437. <https://doi.org/10.1111/j.1467-6486.1988.tb00708.x>
- Balina, R., Idasz-Balina, M., y Azam Achsani, N. (2021). Predicting Insolvency of the Construction Companies in the Creditworthiness Assessment Process—Empirical Evidence from Poland. *Journal of Risk and Financial Management*, 14(10), 453. <https://doi.org/10.3390/jrfm14100453>

- Beade, Á., Rodríguez, M., y Santos, J. (2024). Multiperiod bankruptcy prediction models with interpretable single models. *Computational Economics*, 64(3), 1357-1390. <https://doi.org/10.1007/s10614-023-10479-z>
- Bermeo Chiriboga, D. C., y 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*, (33), 48-63. <https://doi.org/10.25097/rep.n33.2021.03>
- Bohórquez Alfonso, G. N. (2019). *Modelo de predictibilidad de quiebra para las empresas colombianas del subsector de servicios profesionales* [tesis de maestría, Colegio de Estudios Superiores de Administración]. Repositorio CESA. <http://hdl.handle.net/10726/2192>
- Cámara Colombiana de la Construcción. (2022). *Tendencias de la Construcción: Economía y coyuntura sectorial. Edición N.º 23*. Camacol. https://camacol.co/sites/default/files/descargables/TENDENCIAS%20ED%2023%20-%20JUNIO%2010%20DE%202022-1-DE%20BAJA_compressed.pdf
- Charitou, A., Neophytou, E., y Charalambous, C. (2004). Predicting corporate failure: empirical evidence for the UK. *European Accounting Review*, 13(3), 465-497. <https://doi.org/10.1080/0963818042000216811>
- Dankiewicz, R. (2020). Analysis of companies' bankruptcy in poland as compared with the cost of protection under trade credit insurance. *Journal of International Studies*, 13(4), 197-212. <https://doi.org/10.14254/2071-8330.2020/13-4/14>
- Dasilas, A., y Rigani, A. (2024). Machine learning techniques in bankruptcy prediction: A systematic literature review. *Expert Systems with Applications*, 255(Part C), 124761. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2024.124761>
- Dukalang, E., Zamzam, I., y Abu, Z. (2024). Analysis of Financial Distress Predictions Using Altman, Zavgren, Fulmer, Ohlson, Taffler, and Ca-Score Models as Early Warning Systems in Manufacturing Companies. *Nominal Barometer Riset Akuntansi dan Manajemen*, 13(1), 81-97. <https://doi.org/10.21831/nominal.v13i1.65081>
- Enshassi, A., Al-Hallaq, K., y Mohamed, S. (2006). Causes of contractor's business failure in developing countries: the case of Palestine. *Journal of construction in developing countries*, 11(2), 1-14. [http://web.usm.my/jcdc/vol11_2_2006/1%20Adnan%20\(p.1-14\).pdf](http://web.usm.my/jcdc/vol11_2_2006/1%20Adnan%20(p.1-14).pdf)
- Im, H., Minchin, E., Hakim, H., y Zhang, Y. (2018). Monitoring the financial trends of construction firms in Korea, Japan, and the United States by using Bankruptcy Prediction Model. En C. Wang, C. Harper, Y. Lee, R. Harris y C. Berryman (eds.), *Construction Research Congress 2018* (pp. 294-304). ASCE. <https://ascelibrary.org/doi/10.1061/9780784481271.029>
- Indriyanti, N. D., y Gustyana, T. T. (2021). Analysis of bankruptcy prediction using Altman Z-Score, Springate Grover, Zmijewski and Zavgren in retail trade sub sectors registered in Indonesia stock exchange period 2015-2019. *International Journal of Advanced Research in Economics and Finance*, 3(1), 21-31. <https://myjms.mohe.gov.my/index.php/ijaref/article/view/12475>
- International Monetary Fund. (2022). *Colombia. 2022 Article IV Consultatio-Press Release; Staff Report; and Statement by the Executive Director for Colombia*. IMF Country Report No. 22/97, 1-85. <https://www.imf.org/-/media/Files/Publications/CR/2022/English/ICOLEA2022002.ashx>

- Isaac Roque, D., y Caicedo Carrero, A. (2021). Relación entre la creación de valor económico y la insolvencia financiera en empresas no cotizantes en el mercado de valores de Colombia (2016-2019). *Semestre Económico*, 24(57), 76-97. <https://doi.org/10.22395/seec.v24n57a4>
- Isaac-Roque, D., y Caicedo-Carrero, A. (2023). Relación entre los indicadores financieros del modelo Altman Z y el puntaje Z. *Retos Revista de Ciencias de la Administración y Economía*, 13(25), 129-148. <https://doi.org/10.17163/ret.n25.2023.09>
- Isaac-Roque, D., Caicedo-Carrero, A., y Muñoz-Álvarez, A. N. (2023). Capacidad predictiva del modelo Altman Z-Score en empresas declaradas en reorganización empresarial. *Apuntes de Economía y Sociedad*, 4(1), 129-141. <https://doi.org/10.5377/aes.v4i1.16451>
- Janrosl, V. S. E., Prima, A. P., y Yuliadi, Y. (2022). Potensi kebangkrutan menggunakan model Zavgren dan Altman pada perusahaan di Indonesia. *Measurement Jurnal Akuntansi*, 16(2), 159-165. <https://www.journal.unrika.ac.id/index.php/measurement/article/view/4593>
- Kanapickiene, R., y Marcinkevicius, R. (2014). Possibilities to apply classical bankruptcy prediction models in the construction sector in Lithuania. *Economics and Management*, 19(4), 317-332. <http://dx.doi.org/10.5755/j01.em.19.4.8095>
- Karas, M., y Řežnáková, M. (2012). Financial ratios as bankruptcy predictors: The Czech Republic case. En D. Pavelková, J. Strouhal, y M. Pasekova (eds.), *Proceeding of the 1st WSEAS International Conference on Finance, Accounting and Auditing* (pp. 56-67). Tomas Bata University in Zlín-Wseas. <https://wseas.us/e-library/conferences/2012/Zlin/FAA/FAA-13.pdf>
- Keasey, K., y Watson, R. (1987). Non-financial symptoms and the prediction of small company failure: a test of Argenti's hypotheses. *Journal of Business Finance & Accounting*, 14(3), 335-354. <https://doi.org/10.1111/j.1468-5957.1987.tb00099.x>
- Klaudiusz Tomczak, S. (2023). General bankruptcy prediction models for the Visegrád Group. The stability over time. *Operations Research and Decisions*, 33(4), 171-187. <https://doi.org/10.37190/ord230410>
- Kliestik, T. (2018). The Application of Mathematical Modeling to Predict the Financial Health of Businesses. *Advances in Economics Business and Management Research*, 56, 298-302. <https://doi.org/10.2991/feb-18.2018.67>
- Kristanti, F. T. (2019). *Financial Distress: Teori dan Perkembangannya dalam Konteks Indonesia*. Intelgensia Media. <https://inteligensiamedia.com/product/financial-distress-teori-dan-perkembangannya-dalam-konteks-indonesia/>
- Kušter, D., Vuković, B., Milutinovic, S., Peštović, K., Tica, T., y Jakšić, D. (2023). Early Insolvency Prediction as a Key for Sustainable Business Growth. *Sustainability*, 15(21), 15304. <https://doi.org/10.3390/su152115304>
- Lin, Y. C., Padliansyah, R., Lu, Y. H., y Liu, W. R. (2025). Bankruptcy prediction: Integration of convolutional neural networks and explainable artificial intelligence techniques. *International Journal of Accounting Information Systems*, 56, 100744. <https://doi.org/10.1016/j.accinf.2025.100744>

- Lisnawati, L., Mirnawati, M., Sulaiman, F., y Sari, R. A. (2021). Z-Score and Zavgren Models in Implementing Financial Distress Management in Cigarette Companies. *Enrichment: Journal of Management*, 12(1), 669-686. <https://enrichment.iocspublisher.org/index.php/enrichment/article/view/290>
- Mehmood, A., y De Luca, F. (2023). Financial distress prediction in private firms: developing a model for troubled debt restructuring. *Journal of Applied Accounting Research*, 26(6), 1-18. <https://doi.org/10.1108/JAAR-12-2022-0325>
- Narvekar, A., y Gua, D. (2021). Bankruptcy prediction using machine learning and an application to the case of the COVID-19 recession. *Data Science in Finance and Economics*, 1(2), 180-195. <https://doi.org/10.3934/DSFE.2021010>
- 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>
- Peña Ortiz, D. C., García Villarreal, J. A., y Morales Castro, A. (2018). Pronóstico de insolvencia financiera para empresas del sector construcción que cotizan en la bolsa caso: México y Colombia. En M. I. Redondo Ramírez, A. M. Barrera Rodríguez y C. C. Duque Gómez (eds.), *Internacionalización de la Investigación en las Ciencias Sociales* (pp. 259-277). Universidad Libre de Colombia.
- Platt, H. D., y Platt, M. B. (1990). Development of a class of stable predictive variables: the case of bankruptcy prediction. *Journal of Business Finance & Accounting*, 17(1), 31-51. <https://doi.org/10.1111/j.1468-5957.1990.tb00548.x>
- Prusak, B. (2018). Review of research into enterprise bankruptcy prediction in selected central and eastern European countries. *International Journal of Financial Studies*, 6(3), 60. <https://doi.org/10.3390/ijfs6030060>
- Radovanovic, J., y Haas, C. (2023). The evaluation of bankruptcy prediction models based on socio-economic costs. *Expert Systems with Applications*, 227, 120275. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.120275>
- Rivendra, U., Sudjono, S., y Saluy, A. (2021). Financial Distress Prediction: Case Study Plantation Companies Listed on Indonesia Stock Exchange. En S. Suraya, D. Asih, R. Briandana, M. Rohmadi y K. Saddhono (eds.), *Proceedings of the 1st MICOSS Mercu Buana International Conference on Social Sciences, MICOSS 2020, September 28-29, 2020, Jakarta, Indonesia*. EAI. <http://dx.doi.org/10.4108/eai.28-9-2020.2307365>
- Rizqon, M., y Yunita, I. (2024). Survival and Transformation: Assessing the Financial Resilience of Indonesian Tourism Companies Pre, During, and Post-COVID-19. *International Research Journal of Economics and Management Studies IRJEMS*, 3(2), 107-115. <https://irjems.org/irjems-v3i2p115.html>
- Roque, D. I., y Caicedo Carrero, A. (2022). Detección de insolvencia financiera mediante el modelo Z-Altman en empresas colombianas no cotizantes durante el periodo 2016-2019. *Contabilidad y Negocios*, 17(33), 167-192. <https://doi.org/10.18800/contabilidad.202201.007>
- Sarmiento Rojas, J. A., Hernández Carrillo, C. G., y Rueda Varón, M. J. (2022). *Factores de permanencia empresarial del sector de la construcción en Colombia*. Editorial UPTC.
- Sebastian, B. (2023). *A study on the accuracy of bankruptcy models predicting financial distress levels of companies: evidence from Indian stock market* [tesis de maestría, Christ Deemed to Be University]. <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.4422924>

- Sheppard, J. P. (1994). Strategy and bankruptcy: an exploration into organizational death. *Journal of Management*, 20(4), 795-833. [https://doi.org/10.1016/0149-2063\(94\)90031-0](https://doi.org/10.1016/0149-2063(94)90031-0)
- Shi, Y., y Li, X. (2019a). A bibliometric study on intelligent techniques of bankruptcy prediction for corporate firms. *Heliyon*, 5(12), e02997. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2019.e02997>
- Shi, Y., y Li, X. (2019b). An overview of bankruptcy prediction models for corporate firms: A systematic literature review. *Intangible Capital*, 15(2), 114-127. <https://doi.org/10.3926/ic.1354>
- Stankevičienė, J., y Prazdeckaitė, G. (2021). Analysis of the accuracy of bankruptcy prediction models: the case of Lithuanian companies. *Apskaitos ir finansų mokslas ir studijos: problemos ir perspektyvos*, 15(1), 44-53. <https://doi.org/10.15544/ssaf.2021.05>
- Talebnia, G., Karmozzi, F., y Rahimi, S. (2016). Evaluating and comparing the ability to predict the bankruptcy prediction models of Zavgren and Springate in companies accepted in the Tehran Stock Exchange. *Marketing and Branding Research*, 3, 137-143. <https://ssrn.com/abstract=3340454>
- Urazán-Bonells, C. F., Rondón-Quintana, H. A., y Caicedo-Londoño, M. A. (2024). The Effects of Economic Sector GDP on Low-Income Housing Supply, Colombia's Regions Case. *Buildings*, 14(1), 267. <https://doi.org/10.3390/buildings14010267>
- Vargas Franco, V. (2007). *Estadística descriptiva para Ingeniería Ambiental con SPSS*. Universidad Nacional de Colombia.
- Vásquez-Serpa, L. J., Rodríguez, C., Pérez-Núñez, J. R., y Navarro, C. (2025). Challenges of Artificial Intelligence for the Prevention and Identification of Bankruptcy Risk in Financial Institutions: A Systematic Review. *Journal of Risk and Financial Management*, 18(1), 26. <https://doi.org/10.3390/jrfm18010026>
- Wahyuni, I. A., Laba, A. R., y Rahim, F. R. (2024). Comparative Analysis of Altman Method Measurement, Springate, Zmijewski and Grover in Predicting Financial Distress. *Economics and Digital Business Review*, 5(2), 674-687. <https://ojs.stieamkop.ac.id/index.php/ecotal/article/view/1700/1132>
- Wang, J., Li, M., Moorhead, M., y Skitmore, M. (2025). Forecasting financial distress in listed Chinese construction firms: leveraging ensemble learning and non-financial variables. *Construction Management and Economics*, 43(3), 175-195. <http://dx.doi.org/10.1080/01446193.2024.2403553>
- Wardayani, W., y Maksum, A. (2020). Analisis Potensi Kebangkrutan: Perbandingan Model Altman dengan Zavgren. *PERSPEKTIF*, 9(2), 447-452. <https://doi.org/10.31289/perspektif.v9i2.3946>
- Wassie, F. A., y Lakatos, L. P. (2024). Key audit matters disclosure: do they reveal construction firm's risk of financial distress? Evidence from Ethiopia. *International Journal of Construction Management*, 24(15), 1689-1697. <https://doi.org/10.1080/15623599.2023.2286882>
- Wicaksono, K., Musa, P., Bangun, A. A., Lestari, O. B., Aryunani, W., y Sukmono, S. (2022). Analysis of Financial Annual Reports for Bankruptcy Predictions Using Altman Z-Score Method. *Journal of Intelligent Decision Support System (IDSS)*, 5(2), 44-52. <https://doi.org/10.35335/idss.v5i2.79>
- Zavgren, C. V. (1985). Assessing the vulnerability to failure of American industrial firms: a logistic analysis. *Journal of Business Finance and Accounting*, 12(1), 19-45. <https://doi.org/10.1111/j.1468-5957.1985.tb00077.x>

REVISTA cea

SE PARTE DE
NUESTRA COMUNIDAD EN



[Sistema de Revistas Científicas ITM](#)



[@sistemaderevistasITM](#)



[@sistemaderevistasITM](#)