

ANÁLISIS DE INSOLVENCIA EN LA INDUSTRIA COLOMBIANA: UNA APLICACIÓN DEL MODELO SPRINGATE

INSOLVENCY ANALYSIS IN COLOMBIAN INDUSTRY: AN APPLICATION OF THE SPRINGATE MODEL

ANDRÉS CAICEDO CARRERO¹

 <https://orcid.org/0000-0001-8821-0333>

 andres.caicedo@docente.ibero.edu.co

DANIEL ISAAC ROQUE²

 <https://orcid.org/0000-0002-7536-025X>

 daniel.isaac@ibero.edu.co

OSCAR HUMBERTO QUINTERO LANDINEZ³

<https://orcid.org/0000-0002-4966-484X> 

oscar.quintero@docente.ibero.edu.co 

^{1,2,3}Corporación Universitaria Iberoamericana.

RESUMEN

El sector industrial colombiano enfrenta desafíos que comprometen su estabilidad financiera, por lo que resulta necesario explorar metodologías de detección temprana de insolvencia. Este estudio aplica el modelo Springate para evaluar el riesgo de bancarrota en Pymes industriales colombianas entre 2021 y 2025, modelo elegido por su escasa exploración local y su potencial de adaptación al mercado nacional. Bajo un enfoque cuantitativo, se analizaron 2.447 empresas reportantes ante la Superintendencia de Sociedades, empleando análisis de cuartiles, rango intercuartílico y pruebas de hipótesis. Los resultados evidencian una mejora en la capacidad de pago a corto plazo, aunque persisten brechas de liquidez;

PALABRAS CLAVE

Springate, Riesgo,
Bancarrota, Pymes,
Industrial

Para citar este artículo | To cite this article

Caicedo Carrero, A., Isaac Roque, D. & Quintero Landinez, O. H. (2026). Análisis de insolvencia en la industria colombiana: una aplicación del modelo Springate. *Revista FACCEA*, Vol. 16(2), 84-108pp. <https://doi.org/10.47847/faccea.v16n2a4>

Recibido/Received: 25/02/2026 | Aprobado/Approved: 24/05/2026 | Publicado/Published: 31/07/2026



Este artículo puede compartirse bajo la Licencia Creative Commons Atribución-
NoComercial-CompartirIgual 4.0 Internacional (CC BY-NC-SA 4.0).

el 69,6% de las empresas se ubicaron en zona segura y el 30,4% mostró riesgo latente de bancarrota. El modelo demostró ser una herramienta valiosa para anticipar dificultades financieras, aportando evidencia empírica sobre la aplicación del modelo Springate en empresas industriales colombianas y orientando la gestión de riesgos empresariales.

ABSTRACT

The Colombian industrial sector faces challenges that threaten its financial stability, making it necessary to explore methodologies for the early detection of insolvency. This study applies the Springate model to assess the risk of bankruptcy among Colombian industrial SMEs between 2021 and 2025. The model was selected because of its limited application in the local context and its potential adaptability to the national market. Using a quantitative approach, 2,447 companies reporting to the Superintendence of Companies were analyzed through quartile analysis, interquartile range analysis, and hypothesis testing. The results indicate an improvement in short-term payment capacity, although liquidity gaps persist; 69.6% of the companies were classified in the safe zone, while 30.4% showed a latent risk of bankruptcy. The model proved to be a valuable tool for anticipating financial distress, providing empirical evidence on the application of the Springate model to Colombian industrial companies and supporting corporate financial risk management.

KEYWORDS

Springate, Risk,
Bankruptcy, SMEs,
Industrial.

INTRODUCCIÓN

El sector industrial juega un rol relevante en la economía colombiana, impulsando su expansión y modernización. Este contribuye de manera significativa, un 10% de acuerdo cifras de Carranza Romero et al. (2018) y Andriuskevicius et al. (2026), al Producto Interno Bruto, fomenta la generación de empleo e incrementa los ingresos familiares. Mediante la diversificación económica y la reducción de la dependencia en áreas tradicionales como la agricultura y la minería, este campo ha fortalecido la estabilidad financiera nacional. Así mismo, ha propiciado la modernización de la infraestructura, mejorado la competitividad en mercados internacionales y atraído inversiones extranjeras directas, fundamentales para un progreso social (Universidad EAFIT, 2024).

Según Carranza Romero et al. (2018), la contribución del sector industrial al valor agregado ha disminuido a lo largo del tiempo, aunque continúa siendo fundamental para el crecimiento económico. Este sector es relevante en estructuras productivas más extensas. Estas abarcan diversas áreas dentro de Colombia y conectan al país con mercados internacionales, mejorando su posición en el comercio global. Este vínculo entre lo local y lo internacional refleja la diversificación de la industria. Dada la relevancia del sector industrial, es necesario abordar las dificultades que enfrentan las pequeñas y medianas empresas industriales, en especial durante crisis económicas. Por ejemplo, la pandemia reveló su vulnerabilidad ante las condiciones en el crédito, que varían según el tipo de negocio y su calificación crediticia (Altman et al., 2023). Dada esta situación, el desarrollo de modelos para estimar la probabilidad de insolvencia ha demostrado ser efectiva en identificar a las entidades en peligro, facilitando la implementación de medidas preventivas. Esta estrategia ha servido para fortalecer la resiliencia financiera de las industrias menores, asegurando su aporte al tejido empresarial Jabeur & Fahmi (2018).

Reflejando la necesidad de fortalecer la resiliencia de las Pymes, los autores Papíková & Papík (2022) sugieren que la prevención de la bancarrota en las pequeñas y medianas empresas se convierte en un aspecto relevante en el desarrollo de cualquier economía, donde estas empresas tienen un rol predominante. Por su

parte, Zhukov et al. (2022) e Idris & Ismail (2026) señalan que evaluar factores de riesgo, tanto financieros y operativos, es básico para anticipar las perspectivas de crecimiento empresarial y tomar decisiones de crédito adecuadas. Este enfoque, de 360 grados, hace evidente la trascendencia de desarrollar métodos analíticos que prevengan la insolvencia y sustenten la actividad económica, contribuyendo a la disminución del número de entidades insolventes (Smith & Alvarez, 2022).

Siguiendo con la relevancia de las técnicas de insolvencia para anticipar problemas, la gestión financiera se torna sustancial para evitar la quiebra y asegurar la sostenibilidad empresarial. Un ejemplo de ello es la aplicación de la metodología CAMELS en la banca, que ha sido relevante para identificar indicadores de riesgo de forma temprana (Song & Md Shahbudin, 2023). En la industria eslovaca, las redes neuronales probaron ser efectivas en la detección de quiebras (Letkovsky et al., 2023). De forma similar, en la educación superior, el uso de aprendizaje automático para anticipar cierres o impagos, en universidades pequeñas, demostró que estas técnicas facilitan la implementación de estrategias para mitigar riesgos financieros (Adamiec et al., 2022).

No obstante, los modelos clásicos de predicción de insolvencia continúan siendo utilizados debido a su simplicidad metodológica, facilidad de aplicación e interpretación, en especial, cuando la información disponible proviene de los estados financieros. Entre estos modelos se destacan las propuestas desarrolladas por Altman (1968), Springate (1978), Ohlson (1980), Zmijewski (1984) los cuales constituyen referentes, y pioneros, en la evaluación del riesgo de insolvencia empresarial.

Los modelos de predicción de insolvencia tienen como propósito identificar de manera anticipada condiciones financieras asociadas con el deterioro y la posible quiebra de una organización mediante la combinación de indicadores contables. Entre los antecedentes más reconocidos se encuentra el modelo de Altman (1968), construido mediante análisis discriminante múltiple a partir de razones relacionadas con liquidez, rentabilidad, liquidez y actividad empresarial. Posteriormente, el modelo de Ohlson (1980) se centra en un enfoque basado en regresión logística mediante el cual la dificultad financiera se expresa en términos probabilísticos (Dai

& Cai, 2025). Mientras que el modelo de Zmijewski (1984) emplea un modelo probit, captando la atención sobre los sesgos derivados de la selección de empresas insolventes y solventes en la estimación de estos modelos (Do & Doan, 2026). En esta misma línea, Springate (1978) desarrolló un modelo discriminante compuesto por cuatro razones financieras, orientadas a representar el capital de trabajo, la rentabilidad operativa, la capacidad de cobertura de las obligaciones corrientes y la eficiencia de los activos para generar ventas; mediante estas razones financieras se puede anticipar problemas financieros en las empresas (De Silva et al., 2024).

Aunque los modelos de Altman, Springate, Ohlson y Zmijewski persiguen la identificación temprana de dificultades financieras, presentan diferencias metodológicas relevantes. Altman y Springate generan puntajes de clasificación mediante combinaciones lineales de razones financieras obtenidas por análisis discriminante, mientras que Ohlson y Zmijewski emplean modelos probabilísticos logit y probit, respectivamente. El modelo Springate se distingue por su estructura parsimoniosa, debido a que integra cuatro indicadores calculables directamente a partir del estado de situación financiera y del estado de resultados. Esta característica facilita su aplicación uniforme en muestras amplias; sin embargo, como ocurre con los demás modelos, sus resultados dependen del sector económico, del período de análisis y de las características de la información financiera empleada, por lo que sus clasificaciones deben interpretarse como señales de riesgo y no como una confirmación inevitable de quiebra (Ahemed et. al, 2025). En la Tabla 1 se presenta una comparación de los principales modelos clásicos utilizados en la literatura, con el propósito de contextualizar la selección del modelo Springate en la presente investigación.

Tabla 1

Comparación de los principales modelos clásicos de predicción de insolvencia empresarial.

Modelo	Método	Variables principales	Resultado	Características relevantes
Altman (1968)	Análisis discriminante múltiple	Cinco razones financieras	Puntaje Z	Modelo clásico ampliamente validado
Springate (1978)	Análisis discriminante múltiple	Cuatro razones financieras	Puntaje S	Modelo parsimonioso y de fácil aplicación
Ohlson (1980)	Regresión logística	Variables contables y de tamaño	Probabilidad de insolvencia	Enfoque probabilístico
Zmijewski (1984)	Modelo probit	Rentabilidad, liquidez y apalancamiento	Probabilidad de dificultad financiera	Corrige sesgos de selección muestral

Fuente. *Elaboración propia.*

Dicho lo anterior, las diferencias metodológicas hacen que la selección del modelo dependa de los objetivos de la investigación, la disponibilidad de información financiera y el contexto en el que será aplicado. En este sentido los autores Isaac & Caicedo (2023) y Apetri & Chelba (2025) plantean que la selección del modelo Springate en la presente investigación se fundamenta en su correspondencia con la información financiera reportada por las empresas industriales a la Superintendencia de Sociedades y en la posibilidad de calcular homogéneamente sus cuatro componentes para una muestra amplia de empresas observadas durante el período 2021-2025. El presente estudio evalúa la probabilidad de insolvencia de las Pymes del sector industrial en Colombia mediante el modelo Springate durante 2021-2025, con el fin de identificar señales tempranas de riesgo y apoyar la toma de decisiones. Se selecciona este modelo por su limitada aplicación en el contexto colombiano, lo que permite analizar su validez en un entorno poco explorado. Dado el papel estratégico del sector industrial y sus desafíos, la investigación busca aportar a la literatura financiera.

METODOLOGÍA

Diseño de la investigación

Esta investigación adoptó un enfoque cuantitativo, de alcance descriptivo e inferencial y diseño no experimental de corte longitudinal, con el propósito de evaluar la probabilidad de insolvencia de las pymes del sector industrial en Colombia mediante la aplicación del modelo Springate durante el período comprendido entre 2021 y 2025. El estudio se fundamentó en el análisis de información financiera proveniente de los estados financieros reportados por las empresas a la Superintendencia de Sociedades.

Población y muestra

La población estuvo conformada por 4.780 empresas pertenecientes al sector industrial que reportaron información financiera a la Superintendencia de Sociedades durante el período de estudio. A partir de esta población se realizó un proceso de depuración de la base de datos con el fin de garantizar la comparabilidad temporal de la información. Como criterios de inclusión se consideraron aquellas empresas que presentaron información financiera completa y continua para cada uno de los cinco años analizados (2021-2025), condición necesaria para calcular de manera homogénea el puntaje Springate y evaluar su evolución en el tiempo. En consecuencia, se excluyeron las empresas que presentaban información incompleta, ausencia de reportes en alguno de los períodos considerados o registros que impedían el cálculo de cualquiera de las variables requeridas por el modelo. Después de este proceso se obtuvo una muestra final de 2.447 empresas, las cuales constituyeron la unidad de análisis de la investigación.

Procedimiento de análisis

Para cada empresa se calcularon las cuatro razones financieras que conforman el modelo Springate, expresado mediante la siguiente función discriminante que aparece en la ecuación 1:

$$S = (1,03 * x_1) + (3,07 * x_2) + (0,66 * x_3) + (0,4 * x_4) \quad (1)$$

La Tabla 2 presenta las variables que conforman el modelo, su expresión matemática y la interpretación financiera de cada una.

Tabla 2

Variables financieras que componen el modelo Springate.

Variable	Fórmula	Descripción
x_1	$\frac{\text{Capital de Trabajo}}{\text{Total Activo}}$	Este parámetro evalúa la fracción del capital operativo comparado con el activo, indicando el porcentaje de activos líquidos para las actividades operativas.
x_2	$\frac{\text{Resultado antes de Impuestos}}{\text{Total Activo}}$	Refleja la capacidad de una organización para crear ganancias antes de impuestos utilizando sus activos. Este parámetro ofrece una perspectiva sobre la utilización de los activos para generar ganancias.
x_3	$\frac{\text{Resultado antes de Impuestos}}{\text{Pasivo Corriente}}$	Este coeficiente financiero evalúa la habilidad de una organización para satisfacer sus obligaciones a corto plazo con las ganancias obtenidas antes de impuestos. Representa un índice de la eficacia de la empresa en pagar sus deudas inmediatas con sus utilidades antes de tributar.
x_4	$\frac{\text{Ventas}}{\text{Total Activo}}$	Examina la productividad de las ventas en comparación con el de activos. Este parámetro, también denominado rotación de activos, proporciona una estimación de cuántas veces las ventas compensan a los activos.

Fuente: *Elaboración propia.*

El puntaje obtenido permitió clasificar las empresas de acuerdo con el criterio propuesto por Springate. Aquellas cuyo puntaje fue superior a 0,862 se clasificaron

en zona segura, mientras que las empresas con valores iguales o inferiores a este umbral fueron clasificadas como organizaciones con probabilidad de insolvencia. Posteriormente, se efectuó un análisis descriptivo de las variables financieras que integran el modelo Springate mediante cuartiles y rango intercuartílico, con el propósito de caracterizar su distribución y variabilidad durante el período 2021-2025. Luego, se estimó la matriz de correlación de Pearson entre las razones financieras del modelo y el puntaje Springate (ecuación 2), con el fin de evaluar la intensidad y dirección de la asociación lineal entre dichas variables. La interpretación de los coeficientes de correlación se realizó de acuerdo con la escala propuesta por Martínez et al. (2009).

$$M_{st} = \begin{pmatrix} 1 & m_{12}(V_{1te}, V_{2te}) & m_{13}(V_{1te}, V_{3te}) & m_{14}(V_{1te}, V_{4te}) & m_{15}(V_{1te}, V_{5te}) \\ m_{21}(V_{2te}, V_{1te}) & 1 & m_{23}(V_{2te}, V_{3te}) & m_{24}(V_{2te}, V_{4te}) & m_{25}(V_{2te}, V_{5te}) \\ m_{31}(V_{3te}, V_{1te}) & m_{32}(V_{3te}, V_{2te}) & 1 & m_{34}(V_{3te}, V_{4te}) & m_{35}(V_{3te}, V_{5te}) \\ m_{41}(V_{4te}, V_{1te}) & m_{42}(V_{4te}, V_{2te}) & m_{43}(V_{4te}, V_{3te}) & 1 & m_{45}(V_{4te}, V_{5te}) \\ m_{51}(V_{5te}, V_{1te}) & m_{52}(V_{5te}, V_{2te}) & m_{53}(V_{5te}, V_{3te}) & m_{54}(V_{5te}, V_{4te}) & 1 \end{pmatrix} \quad (2)$$

Fuente: Elaboración propia.

Donde:

- M_{st} = Matriz de correlación del año t
- V_{1te} = Variable X_1 en el año de la empresa e
- V_{2te} = Variable X_2 en el año de la empresa e
- V_{3te} = Variable X_3 en el año de la empresa e
- V_{4te} = Variable X_4 en el año de la empresa e
- V_{5te} = Puntaje Springate en el año de la empresa e

Tabla 3. Escalas de relación entre variables.

Rango	Relación
0 a 0,25	Escasa
0,26 a 0,50	Débil
0,51 a 0,75	Moderada
0,76 a 1	Fuerte

Fuente: Martínez et al. (2009).

Pruebas de hipótesis

Con el propósito de determinar si, en promedio, las empresas del sector industrial presentaban señales de insolvencia durante cada uno de los años analizados, se formuló la siguiente hipótesis:

- $H_0 = \mu \leq 0,862$
- $H_1 = \mu > 0,862$

Donde representa el puntaje promedio obtenido mediante el modelo Springate y 0,862 corresponde al valor de referencia propuesto para diferenciar empresas con mayor o menor probabilidad de insolvencia.

Dado que el tamaño de la muestra fue superior a 30 observaciones, se aplicó una prueba Z para una media utilizando el estadístico (ecuación 3):

$$Z = \frac{\bar{X} - \mu}{\left(\frac{\sigma}{\sqrt{n}}\right)} \quad (3)$$

Donde:

- Z=Estadístico de prueba
- $\bar{X}$ =Promedio puntaje Springate empresas
- μ =Puntaje mínimo modelo Sprigate
- σ =Desviación estándar puntaje Springate
- n=Número de empresas

Se adoptó un nivel de significancia del 5%, estableciendo como criterio de decisión el rechazo de la hipótesis nula cuando $Z > 1,64$.

Además, con el propósito de evaluar la persistencia de la probabilidad de insolvencia en cada empresa durante el período 2021-2025, se aplicó una prueba t para una muestra, utilizando el promedio individual del puntaje Springate obtenido por cada

organización durante los cinco años analizados, mediante la expresión (ecuación 4):

$$t_e = \frac{\overline{X_e} - \mu}{\sigma / \sqrt{n}} \quad (4)$$

Donde:

- t_e : Estadístico t para cada empresa;
- $\overline{X_e}$: promedio del puntaje Springate para cada empresa;
- σ : desviación estándar del puntaje para cada empresa;
- n : número de años analizados.

Para esta prueba se consideró un nivel de significancia del 5 % y un valor crítico de $t=2,1318$, correspondiente a cuatro grados de libertad.

RESULTADOS

En esta sección se muestran los resultados obtenidos de las pruebas realizadas en el siguiente orden: i) inicia con el análisis de las variables que componen el modelo, ii) luego siguen los resultados de la aplicación del modelo y iii) termina con los resultados de las pruebas de hipótesis.

Análisis variables del modelo Springate

En la Tabla 4 se encuentra el comportamiento de la variable X1 la cual es relevante, pues indica la capacidad de pago a corto plazo de una empresa en relación con su activo.

Tabla 4

Comportamiento variable X1 sector industrial de Colombia, periodo 2021 a 2025.

Métrica	2021	2022	2023	2024	2025
Percentil 25	0,06	0,08	0,10	0,09	0,10
Mediana	0,21	0,24	0,24	0,24	0,25
Percentil 75	0,37	0,40	0,40	0,41	0,44
Rango Intercuartil	0,31	0,32	0,30	0,32	0,34

Fuente: Elaboración propia.

El percentil 25 aumentó de 0,06 en 2021 a 0,10 en 2025, evidenciando mejora en la capacidad de pago del segmento inferior, pese a una leve caída en 2024. La mediana pasó de 0,21 a 0,25, mientras que el percentil 75 subió de 0,37 a 0,44, mostrando fortalecimiento general en la liquidez. El rango intercuartílico se amplió (0,30–0,34), indicando mayor disparidad entre empresas. No obstante, se observa una mejora en la capacidad de pago a corto plazo, aunque con crecientes diferencias entre empresas. La Tabla 5 presenta la interpretación de la variable X_2 , asociada a la eficiencia operativa y financiera.

Tabla 5

Comportamiento variable X2 sector industrial de Colombia, periodo 2021 a 2025.

Métrica	2021	2022	2023	2024	2025
Percentil 25	0,04	0,01	0,03	0,03	0,02
Mediana	0,08	0,05	0,07	0,08	0,07
Percentil 75	0,13	0,14	0,14	0,15	0,15
Rango Intercuartil	0,10	0,13	0,12	0,12	0,13

Fuente: Elaboración propia.

El percentil 25 cayó de 0,04 en 2021 a 0,01 en 2022, recuperándose parcialmente hasta 0,03 en 2024 y cerrando en 0,02 en 2025. La mediana descendió de 0,08 a 0,05 en 2022 y luego se recuperó a 0,07 en 2025, mientras que el percentil 75 mostró mejora al pasar de 0,13 en 2021 a 0,15 en 2024 y 2025. El rango intercuartílico aumentó en 2022 (0,13) y se mantuvo elevado, evidenciando mayor dispersión. Estos resultados evidencian una disminución inicial en la rentabilidad operativa,

seguida de una recuperación moderada en los años posteriores, aunque con diferencias persistentes entre las empresas del sector industrial. La Tabla 6 presenta el comportamiento de la variable X_3 , asociada a la capacidad de cubrir deudas a corto plazo.

Tabla 6

Comportamiento variable X_3 sector industrial de Colombia, periodo 2021 a 2025.

Métrica	2021	2022	2023	2024	2025
Percentil 25	0,11	0,04	0,08	0,08	0,06
Mediana	0,26	0,18	0,23	0,24	0,24
Percentil 75	0,48	0,52	0,52	0,53	0,58
Rango Intercuartil	0,37	0,48	0,44	0,45	0,51

Fuente: Elaboración propia.

El análisis de cuartiles revela variación en el rendimiento financiero de las empresas durante el período estudiado. El percentil 25 disminuyó en 2022, pasando de 0,11 (2021) a 0,04, seguido de una recuperación en 2023 y 2024 a 0,08, y un ligero descenso a 0,06 en 2025, indicando cambios en la capacidad para manejar obligaciones de corto plazo. Por otro lado, la mediana muestra una reducción de 0,26 en 2021 a 0,18 en 2022, con una recuperación cercana 0,24 en los siguientes años, mientras que el percentil 75 ascendió de 0,48 en 2021 a 0,58 en 2025, evidenciando una mejora en la capacidad de pago.

Los cambios observados en los cuartiles evidencian una disminución de la relación entre la utilidad antes de impuestos y el pasivo corriente durante 2022, seguida de una recuperación parcial en los años posteriores. Asimismo, el incremento del rango intercuartílico indica que la evolución de este indicador no fue homogénea entre las empresas industriales, evidenciando diferencias crecientes en la capacidad para generar utilidades suficientes que respalden el cumplimiento de las obligaciones de corto plazo. En la Tabla 7 se muestra el comportamiento de la variable X_4 , que se espera sea cercana o superior a 1. Esto refleja la eficiencia con la que una empresa utiliza sus activos para generar ventas.

Tabla 7

Comportamiento variable X_4 sector industrial de Colombia, periodo 2021 a 2025

Métrica	2021	2022	2023	2024	2025
Percentil 25	0,75	0,64	0,75	0,84	0,83
Mediana	1,10	1,00	1,11	1,23	1,21
Percentil 75	1,57	1,55	1,55	1,71	1,70
Rango Intercuartil	0,82	0,90	0,79	0,87	0,87

Fuente: *Elaboración propia.*

El análisis de cuartiles evidencia variaciones en la eficiencia para generar ventas a partir de los activos. El percentil 25 cayó de 0,75 en 2021 a 0,64 en 2022, pero se recuperó a 0,84 y 0,83 en 2024 y 2025. La mediana se mantuvo por encima de 1,0, con una caída en 2022 (1,00) y posterior aumento a 1,23 en 2024 y 1,21 en 2025. El percentil 75 mostró estabilidad y leve crecimiento, alcanzando 1,71 en 2024. Ahora bien, el rango intercuartílico aumentó en 2022 (0,90) y luego se estabilizó cerca de 0,87, indicando menor variabilidad. Los resultados evidencian una mejora gradual en la capacidad de las empresas industriales para generar ventas a partir de sus activos durante el período analizado, acompañada de una disminución en la variabilidad del indicador respecto a los primeros años del estudio.

Análisis resultados modelo Springate

La Tabla 8 presenta la clasificación de empresas según el modelo Springate, facilitando el análisis del estado y evolución del sector industrial en Colombia.

Tabla 8

Clasificación Springate sector industrial de Colombia, periodo 2021 a 2025

Zona	2021	2022	2023	2024	2025
Zona de Quiebra	31,5%	40,8%	33,1%	29,6%	30,4%
Zona Segura	68,5%	59,2%	66,9%	70,4%	69,6%
Total	100,0%	100,0%	100,0%	100,0%	100,0%

Fuente: *Elaboración propia.*

Entre 2021 y 2025 se observan variaciones en la proporción de empresas según su probabilidad de quiebra. En 2021, el 68,5% se encontraba en zona segura y el 31,5% en riesgo. En 2022, la zona de quiebra aumentó al 40,8% y la zona segura cayó al 59,2%. Posteriormente, se evidenció una recuperación gradual: 66,9% en 2023 y 70,4% en 2024. No obstante, en 2025 hubo una leve caída a 69,6%, con un incremento de la zona de quiebra al 30,4%, cifra aún inferior a la de 2021.

La distribución de las empresas entre la zona segura y la zona de quiebra evidencia que, aunque la mayoría de las organizaciones industriales mantuvo una condición financiera favorable durante el período analizado, una proporción importante continuó presentando señales de vulnerabilidad. Este resultado es consistente con la literatura revisada, la cual reconoce la utilidad de los modelos de predicción de insolvencia para identificar oportunamente empresas con riesgo financiero y apoyar la adopción de medidas preventivas (Jabeur & Fahmi, 2018). Asimismo, refuerza el planteamiento las investigaciones desarrolladas por Papíková & Papík (2022) y Caicedo et al. (2025), quienes destacan la importancia de la prevención de la bancarrota para la sostenibilidad de las pequeñas y medianas empresas. En la Tabla 9 se encuentra el comportamiento del puntaje en cada uno de los años analizados.

Tabla 9

Comportamiento puntaje Springate sector industriales de Colombia, periodo 2021 a 2025.

Métrica	2021	2022	2023	2024	2025
Percentil 25	0,73	0,58	0,72	0,77	0,76
Mediana	1,17	1,02	1,17	1,23	1,26
Percentil 75	1,68	1,76	1,76	1,81	1,87
Rango Intercuartil	0,95	1,18	1,04	1,04	1,10

Fuente: *Elaboración propia.*

El análisis de cuartiles muestra variaciones en la solvencia empresarial durante el periodo. El percentil 25 evidencia que una cuarta parte de las empresas se mantuvo en zona de quiebra, con su punto más bajo en 2022. En contraste, la mediana y el percentil 75 reflejan una mejora progresiva: la mediana pasó de 1,02 en 2022 a 1,26

en 2025, y el percentil 75 de 1,68 en 2021 a 1,87 en 2025. El rango intercuartílico alcanzó su mayor nivel en 2022 (1,18), indicando alta variabilidad, y luego se estabilizó entre 1,04 y 1,10. Asimismo, estos resultados evidencian una recuperación de la solvencia financiera tras la pandemia, con empresas que fortalecieron su posición pese a la caída de 2022 (Trebuña et al., 2026).

El comportamiento del puntaje Springate confirma que la evaluación conjunta de indicadores de liquidez, rentabilidad, capacidad de cobertura de obligaciones y eficiencia operativa permite obtener una visión integral de la situación financiera de las empresas industriales. En este sentido, los resultados respaldan la selección del modelo Springate como herramienta de clasificación del riesgo financiero, en concordancia con las características metodológicas descritas para este modelo en la introducción. Aunque la mayor parte de las empresas presentó puntajes superiores al valor de referencia, la persistencia de organizaciones ubicadas en la zona de riesgo pone de manifiesto la necesidad de mantener procesos permanentes de monitoreo financiero, tal como señalan Zhukov et al. (2022) y Borges & Carvalho (2025) quienes resaltan la importancia de evaluar conjuntamente factores financieros y operativos para apoyar la toma de decisiones. La Tabla 10 presenta las correlaciones entre las variables del modelo y su puntaje, permitiendo analizar tendencias y relaciones.

Tabla 10

Correlación de variables.

Var	2021		2022		2023		2024		2025	
	r	Relación	r	Relación	r	Relación	r	Relación	r	Relación
X1	0,46	Débil	-0,01	Escasa	0,07	Escasa	0,10	Escasa	0,03	Escasa
X2	0,74	Moderada	0,05	Escasa	0,13	Escasa	0,20	Escasa	0,08	Escasa
X3	0,79	Fuerte	1,00	Fuerte	1,00	Fuerte	1,00	Fuerte	1,00	Fuerte
X4	0,49	Débil	-0,01	Escasa	0,07	Escasa	0,06	Escasa	0,00	Escasa

Fuente: Elaboración propia.

En 2021, la variable X_1 mostró una correlación débil con respecto al resultado del modelo Springate, indicando una leve conexión con la insolvencia. Esta correlación

disminuyó en el 2022, con valores oscilando entre -0,01 y 0,10, lo que sugiere que no es una característica predominante con respecto a las otras variables. Por su parte X_2 comenzó con una correlación moderada en 2021 que descendió a partir de entonces, reflejando posibles ajustes en la estructura financiera de las empresas. Por otro lado, X_3 mantuvo una correlación fuerte, destacando su enlace con la insolvencia. En contraste, X_4 solo mostró una correlación débil en 2021 que se redujo en los siguientes años, evidenciando la falta de consistencia entre las ventas relativas al activo y la insolvencia.

La predominancia de la variable X_3 dentro del modelo evidencia que la capacidad para generar utilidades en relación con las obligaciones de corto plazo constituye el componente con mayor incidencia en la clasificación obtenida mediante el modelo Springate para las empresas del sector industrial analizadas. En contraste, las asociaciones observadas para las demás variables fueron considerablemente menores durante la mayor parte del período de estudio, lo que sugiere que la influencia de cada indicador financiero puede variar según las características del sector económico y las condiciones del entorno. Este resultado es consistente con el planteamiento de Springate (1978) y Cheraghali & Molnár (2026) según el cual la clasificación del riesgo financiero depende del comportamiento conjunto de las razones financieras y no de un único indicador considerado de manera aislada.

Resultados pruebas de hipótesis

En la Tabla 11 se encuentran los resultados de las pruebas de hipótesis practicadas en casa uno de los años. Este análisis permite identificar si hubo presencia, estadísticamente significativa, de probabilidad de insolvencia.

Tabla 11

Resultados prueba de hipótesis anual.

Métrica	2021	2022	2023	2024	2025
Promedio	1,27	1,71	1,21	1,39	1,64
Promedio Teórico	0,862	0,862	0,862	0,862	0,862
Desv. Stnd.	0,99	28,06	9,09	7,76	17,11
Observaciones	2447	2447	2447	2447	2447
Estadístico de Prueba	20,18	1,50	1,87	3,38	2,25
Valor de Rechazo	1,64	1,64	1,64	1,64	1,64
Decisión	Se rechaza H0	No se rechaza H0	Se rechaza H0	Se rechaza H0	Se rechaza H0

Fuente: *Elaboración propia.*

En el análisis de los resultados de la prueba de hipótesis se observan patrones en la solvencia de las empresas. En 2021 y 2023 a 2025, el promedio observado superó el umbral teórico, lo que, junto con los estadísticos de prueba que excedieron los valores críticos, llevó al rechazo de la hipótesis nula y sugirió una baja probabilidad de insolvencia. Sin embargo, en 2022, aunque el promedio observado fue mayor que el umbral, el estadístico de prueba no alcanzó el valor de rechazo necesario, indicando insuficiente evidencia para rechazar la hipótesis nula y plasmando la variabilidad en la solvencia entre empresas.

Los resultados de la prueba de hipótesis muestran que, salvo en 2022, el puntaje promedio del modelo Springate fue estadísticamente superior al valor de referencia establecido para diferenciar empresas con mayor probabilidad de insolvencia. Este comportamiento sugiere que, en términos agregados, las empresas industriales conservaron condiciones financieras compatibles con una baja probabilidad de insolvencia durante la mayor parte del período analizado. No obstante, el comportamiento observado en 2022 evidencia que las condiciones financieras del sector no fueron homogéneas, lo que pone de manifiesto la existencia de diferencias en la situación financiera de las compañías durante el período de estudio. En la Tabla 12 se muestran los resultados de las pruebas de hipótesis practicada a cada una de

las empresas, donde la finalidad es determinar si cada compañía mostró, de manera persistente, signos de insolvencia durante el período de estudio de 2021 a 2025.

Tabla 12

Resultados prueba de hipótesis por empresa.

Decisión	No. de Empresas	Porcentaje
No rechaza H0	1.309	53,5%
Se rechaza H0	1.138	46,5%
TOTAL	2.447	100,0%

Fuente: *Elaboración propia.*

Los resultados de las pruebas de hipótesis en 2.447 empresas muestran una división: el 53,5% (1.309) no rechazó la hipótesis nula, evidenciando persistencia de insolvencia y alta vulnerabilidad financiera; mientras que el 46,5% (1.138) presentó solidez al rechazarla. Aunque los promedios anuales sugieren una mejora en la solvencia, la presencia de dificultades en más de la mitad del sector refleja una recuperación desigual, donde algunas empresas se fortalecen y otras continúan siendo vulnerables.

Aunque el análisis agregado evidencia un comportamiento financiero favorable para el conjunto del sector industrial, la evaluación individual muestra que más de la mitad de las empresas presentaron señales persistentes de vulnerabilidad durante el período de estudio. Esta diferencia entre los resultados agregados e individuales pone de manifiesto la importancia de complementar los análisis sectoriales con evaluaciones específicas por empresa, evitando que el comportamiento promedio oculte situaciones particulares de riesgo. En este sentido, los hallazgos refuerzan el planteamiento de Papíková & Papík (2022) y Caicedo & Isaac (2025) sobre la necesidad de implementar mecanismos de detección temprana de la insolvencia, especialmente en pequeñas y medianas empresas, cuya estabilidad financiera resulta determinante para la sostenibilidad del tejido productivo Angelova et al. (2025).

CONCLUSIONES

La aplicación del modelo Springate permitió evaluar la probabilidad de insolvencia de las pymes del sector industrial colombiano durante el período 2021-2025, evidenciando que, en términos agregados, la mayoría de las empresas se ubicó en la zona segura durante la mayor parte del período analizado. No obstante, la clasificación obtenida también mostró la persistencia de un grupo importante de organizaciones con señales de vulnerabilidad financiera, lo que confirma la existencia de diferencias en la solidez económica dentro del sector.

El análisis de las variables que integran el modelo evidenció una evolución favorable de los indicadores de liquidez, eficiencia operativa, capacidad de cobertura de las obligaciones de corto plazo y utilización de los activos, aunque dicha evolución no fue homogénea entre las empresas. El incremento observado en la dispersión de algunos indicadores refleja que las mejoras financieras fueron más pronunciadas en determinados grupos de empresas, mientras que otras continuaron presentando condiciones de mayor fragilidad.

Las pruebas de hipótesis mostraron que, durante la mayor parte del período de estudio, el puntaje promedio obtenido mediante el modelo Springate fue consistente con una baja probabilidad de insolvencia para el sector industrial en su conjunto. Sin embargo, el análisis individual evidenció que una proporción importante de empresas presentó señales persistentes de vulnerabilidad financiera, lo que pone de manifiesto la importancia de complementar los análisis sectoriales con evaluaciones específicas por organización.

Los resultados obtenidos confirman que el modelo Springate constituye una herramienta útil para identificar tempranamente condiciones asociadas al riesgo de insolvencia cuando se dispone de información contable estandarizada. En este sentido, su aplicación puede apoyar los procesos de seguimiento financiero y contribuir a la identificación de empresas que requieren una evaluación más detallada de su situación económica.

Limitaciones

La investigación presenta como principal limitación el uso exclusivo de información financiera reportada a la Superintendencia de Sociedades, por lo que no incorpora variables de carácter macroeconómico, operativo o de gobierno corporativo que también pueden influir en la probabilidad de insolvencia. Asimismo, el estudio se circunscribe al sector industrial colombiano y emplea el modelo Springate como herramienta de clasificación del riesgo financiero, sin contrastar sus resultados con eventos posteriores de insolvencia empresarial.

Líneas futuras de investigación

Se recomienda que futuras investigaciones comparen el desempeño predictivo del modelo Springate con otros modelos clásicos de predicción de insolvencia, como Altman, Ohlson y Zmijewski, utilizando la misma población empresarial. De igual forma, resulta pertinente incorporar variables macroeconómicas, indicadores no financieros o técnicas de inteligencia artificial que permitan evaluar si estas herramientas incrementan la capacidad predictiva del modelo en el contexto colombiano.

REFERENCIAS

- Adamiec, L., Cernauskas, D., & Kumiega, A. (2022). Understanding the indicative factors of university/college closings. *Journal of Management Analytics*, 9(3), 330-350. <https://doi.org/10.1080/23270012.2022.2113464>
- Ahemed, A. M., Iqbal, U., & Atif, M. M. (2025). Asymmetric cost behavior and financial distress. *Economics Letters*, 247, 112121. <https://doi.org/10.1016/j.econlet.2024.112121>
- Altman, E. I. (1968). Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *The Journal of Finance*, 23(4), 589-609. <https://doi.org/10.2307/2978933>

- Altman, E. I., Sieradzki, R., & Thlon, M. (2023). Assessing the impact of economic and financial shocks on SME credit quality: a scenario analysis. *Bank i Kredyt*, 54(2), 89-127. <https://doi.org/10.5604/01.3001.0054.5704>
- Andriuskevicius, K., Balezentis, T., Streimikiene, D., & Shobande, O. A. (2026). Analysis of financial distress risk in public listed agrifood companies in Lithuania. *Agricultural and Food Economics*, 14(1), 4. <https://doi.org/10.1186/s40100-025-00449-4>
- Angelova, R., Stoyancheva, D., & Zhelyazkov, G. (2025). Assessment of the applicability of financial insolvency models. *Scientific Papers Series Management, Economic Engineering in Agriculture & Rural Development*, 25(2), 65-72.
- Apetri, A. N., & Chelba, A. A. (2025). Impacts of Macroeconomic Factors on Insolvency: Case of Romanian Companies. *Ovidius University Annals, Series Economic Sciences*, 25(1), 22-29. <https://doi.org/10.35219/eai15840409506>
- Borges, A., & Carvalho, M. (2026). Short-and long-term financial distress prediction in SMEs: a survival model comparison. *Journal of Applied Statistics*, 1-30. <https://doi.org/10.1080/02664763.2025.2501166>
- Caicedo Carrero, A., & Isaac Roque, D. (2025). Application of the Zavgren model for assessing financial insolvency in the construction industry (2018-2022). *Revista CEA*, 11(26), e3357. <https://doi.org/10.22430/24223182.3357>
- Carrero, A. C., Roque, D. I., & Murillo, W. A. B. (2025). Impacto de las cuentas por cobrar en la insolvencia financiera de la industria colombiana. *Cuadernos de Contabilidad*, (26), 10. <https://doi.org/10.11144/Javeriana.cc26.icci>
- Carranza, J. E., Rojas, J. A. B., Casas, C., González-Ramírez, A. X., Moreno-Burbano, S., Arias-Rodríguez, F., & Vélez-Velásquez, J. S. (2018). La industria colombiana en el siglo XXI. *Revista ESPE-Ensayos sobre Política Económica*, 1-69.

- Cheraghali, H., & Molnár, P. (2026). Predictors of financial distress: Differences between financial and non-financial small and medium-sized enterprises. *Research in International Business and Finance*, 103334. <https://doi.org/10.1016/j.ribaf.2026.103334>
- Dai, T., & Cai, B. (2025, December). Altman Z-Score's Predictive Accuracy for Financial Distress in Chinese Enterprises: Evidence from 32 Listed Manufacturing Firms. In *Proceedings of the 2025 6th International Conference on Big Data Economy and Information Management*, 710-715. <https://doi.org/10.1145/3800000.3800107>
- De Silva, C., Del Gaudio, B. L., Gervasoni, A., & Lertora, M. (2025). Private equity and financial distress: a bibliometric literature review. *Research in international business and finance*, 74, 102674.
- Do, T. V. T., & Doan, T. V. (2026). The impact of financial distress on earnings management: Evidence from Vietnam. *Investment Management and Financial Innovations*, 23(2), 473–482. [https://doi.org/10.21511/imfi.23\(2\).2026.34](https://doi.org/10.21511/imfi.23(2).2026.34)
- Idris, N. F., & Ismail, M. A. (2026). Toward optimal bankruptcy prediction: Evaluating ensemble methods using Taiwan and U.S. financial bankruptcy data. *Bulletin of Electrical Engineering and Informatics*, 15(3), 2747–2757. <https://doi.org/10.11591/eei.v15i3.11159>
- 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>
- Jabeur, S. B., & Fahmi, Y. (2018). Forecasting financial distress for French firms: a comparative study. *Empirical Economics*, 54(3), 1173-1186. <https://doi.org/10.1007/s00181-017-1246-1>

- Letkovsky, S., Jencova, S., Vasanicova, P., Gavura, S., & Bacik, R. (2023). Predicting bankruptcy using artificial intelligence: The case of the engineering industry. *Economics & Sociology*, 16(4), 178-190. <https://doi.org/10.14254/2071-789X.2023/16-4/8>
- Martínez, R. M., Tuya, L. C., Martínez, M., Pérez, A. y Cánovas, A. M. (2009). El coeficiente de correlación de los rangos de Spearman caracterización. *Revista Habanera de Ciencias Médicas*, 8(2), 1-19.
- 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>
- Papíková, L., & Papík, M. (2022). Effects of classification, feature selection, and resampling methods on bankruptcy prediction of small and medium sized enterprises. *Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, 29(4), 254-281. <https://doi.org/10.1002/isaf.1521>
- Smith, M., & Alvarez, F. (2022). Predicting Firm-Level Bankruptcy in the Spanish Economy Using Extreme Gradient Boosting: M. Smith, F. Alvarez. *Computational Economics*, 59(1), 263-295. <https://doi.org/10.1007/s10614-020-10078-2>
- Song, L., & Md Shahbudin, A. S. (2022). To anticipate the bankruptcy of Baoshang Bank based on CAMELS rating system. *Bank i Kredyt*, 54(1), 65-87.
- Springate, G. L. (1978). Predicting the Possibility of Failure in a Canadian Firm: A Discriminant Analysis. Burnaby, Canada: Simon Fraser University.
- Trebuňa, P., Kronová, J., Kliment, M., & Pekarčíková, M. (2026). Symmetry-Based Comparison of Logit and Probit Models for Financial Distress Prediction in the Automotive Industry. *Symmetry*, 18(6), 973. <https://doi.org/10.3390/sym18060973>

Universidad EAFIT. (2024). Coyuntura y Perspectivas de la Economía Colombiana. Medellín: Universidad EAFIT.

Zhukov, A., Nikulin, E., & Shchuchkin, D. (2022). Bankruptcy Risk Factors of Russian Companies. Finance: Theory and Practice, 26 (6), 131-155. <https://doi.org/10.26794/2587-5671-2022-26-6-131-155>

Zmijewski, M. E. (1984). Methodological issues related to the estimation of financial distress prediction models. Journal of Accounting research, 22, 59-82. <https://doi.org/10.2307/2490859>