



Identificación de alertas tempranas sobre una posible liquidación empresarial.
Caso Conecta Salud S. A.

Identifying early warnings of a possible corporate liquidation.
Conecta Salud Public Limited Company Case

Por
Manuel Alejandro Ballesteros¹
Nicolás Campo Ramírez²

Trabajo de grado presentado como requisito parcial para obtener el título de
Magíster en Administración Financiera – MAF

Asesor
César Orozco

Universidad EAFIT
Escuela de Economía y Finanzas
Maestría en Administración Financiera – MAF
Cali
2025

¹ maballestm@eafit.edu.co

² ncampor@eafit.edu.co

© 2025 Manuel Ballesteros & Nicolás Campo
Todos los Derechos Reservados

Resumen

Conecta Salud S. A., compañía constituida por escritura pública n.º 4594 del 31 de diciembre de 2011 e inscrita en la Cámara de Comercio de Cali el 10 de febrero de 2012, tenía como objeto social la comercialización, el desarrollo y la prestación de servicios de tecnología a clientes vinculados al sistema general de seguridad social en salud, incluyendo los relacionados con el procesamiento de datos, las redes y otras actividades de informática que resultaran de las actividades de personas naturales o jurídicas para la realización de transacciones electrónicas de información. La compañía era subordinada de la Cooperativa Medica del Valle y de Profesionales de Colombia (Cooomeva), que poseía el 52 % del capital.

El 10 de noviembre de 2022 se llevó a cabo una asamblea general de accionistas extraordinaria para discutir la disolución anticipada de la sociedad, derivada principalmente de la dificultad para la generación de nuevos ingresos operacionales, la desvalorización de los activos productivos y los problemas de liquidez para atender las obligaciones de su operación, lo que condujo a la conclusión razonable que la compañía no contaba ni con la capacidad estructural ni los recursos para operar de forma predecible en el futuro y, asimismo, que no cumplía con la hipótesis de negocio en marcha, lo que reafirmaba la incertidumbre de la continuidad de su modelo de negocio.

Palabras claves: alerta temprana, insolvencia financiera, indicadores financieros, sector de los servicios, análisis financiero.

Abstract

Conecta Salud S.A., a company established by public deed No. 4594 on December 31, 2011, and registered with the Cali Chamber of Commerce on February 10, 2012, had as its corporate purpose the commercialization, development, and provision of technology services to clients linked to the General System of Social Security in Health. This included services related to data processing, networks, and other information technology activities resulting from the operations of natural or legal persons aimed at conducting electronic information transactions. The company operated as a subsidiary of the Cooperativa Médica del Valle y de Profesionales de Colombia (Coomeva), which held 52% of its capital.

On November 10, 2022, an extraordinary general shareholders' meeting was held to discuss the early dissolution of the company. This decision stemmed primarily from difficulties in generating new operating income, the devaluation of productive assets, and liquidity problems in meeting operational obligations. These issues led to the reasonable conclusion that the company lacked both the structural capacity and the resources necessary to operate predictably in the future. Moreover, it no longer met the going concern assumption, further reinforcing the uncertainty surrounding the continuity of its business model.

Keywords: early warning, financial insolvency, financial indicators, service sector, financial analysis.

Contenido

1. Introducción	1
2. Situación en estudio – Planteamiento del problema.....	3
2.1 Formulación de la pregunta de investigación	3
3. Objetivos	3
3.1 Objetivo general	3
3.2 Objetivos específicos.....	3
4. Marco de referencia teórico-conceptual.....	4
4.1 Teoría del riesgo empresarial	4
4.1.1 El riesgo de insolvencia	5
4.1.2 Predicción del riesgo de insolvencia.....	6
5. Desarrollo	8
5.1 Revisión de la literatura sobre estudios de alerta temprana de insolvencia empresarial aplicados en empresas del sector de los servicios	8
5.2 Identificación de los indicadores financieros utilizados en los modelos de alerta temprana para detectar la insolvencia financiera empresarial.....	13
5.3 Selección del modelo de alerta temprana más adecuado para su aplicación en el caso de estudio, considerando las características específicas de su contexto financiero y operativo	14
5.4 Características del modelo de Martínez	17
5.4.1 Funcionamiento del modelo.....	17
5.5 Análisis financiero utilizando el modelo seleccionado para evaluar su efectividad en la prevención de la insolvencia financiera.....	20
5.5.1 Cálculo de los indicadores financieros	20
6. Conclusiones	27
Referencias	28

Índice de tablas

Tabla 1. Evolución de los estudios de predicción del riesgo de insolvencia	6
Tabla 2. Resumen de resultados de la revisión de la literatura	11
Tabla 3. Revisión de los modelos y de los indicadores de predicción de insolvencia financiera ..	13
Tabla 4. Comparación de los modelos de predicción de insolvencia.....	14
Tabla 5. Comparación de los modelos colombianos para la predicción de insolvencia	16
Tabla 6. Indicadores utilizados en el modelo de Martínez para la estimación del modelo de insolvencia	18
Tabla 7. Resultados de los modelos de predicción de fragilidad empresarial de Martínez	19
Tabla 8. Conecta Salud S. A. Cálculos financieros a partir del modelo de Martínez (2017-2021)	21
Tabla 9. Conecta Salud S. A. Análisis de resultados de la rentabilidad (2017-2021).....	22
Tabla 10. Conecta Salud S. A. Análisis de resultados del nivel de endeudamiento (2017-2021) .	23
Tabla 11. Conecta Salud S. A. Análisis de resultados del nivel de liquidez (2017-2021).....	24
Tabla 12. Conecta Salud S. A. Análisis de resultados del nivel de liquidez 2 (2017-2021).....	25

Índice de figuras

Figura 1. Panorama de la insolvencia en Colombia (2014-2023).....	8
Figura 2. Conecta Salud S. A. Índice de insolvencia (2017-2021)	21
Figura 3. Conecta Salud S. A. Indicador de rentabilidad (2017-2021).....	21
Figura 4. Conecta Salud S. A. Indicador de endeudamiento (2017-2021).....	23
Figura 5. Conecta Salud S. A. Indicador de liquidez (2017-2021)	24
Figura 6. Conecta Salud S. A. Indicador de liquidez 2 (2017-2021)	25

1. Introducción

En la dinámica económica y empresarial de las sociedades alrededor del mundo se encuentran inmersos los procesos de creación y de liquidación de las empresas. Estos hechos obedecen al ciclo económico de cualquier contexto socioeconómico en los niveles de expansión y contracción de la economía y, en el caso de las liquidaciones, generalmente se deben a problemas de insolvencia.

Según Besley y Brighan (2008), la *insolvencia* es un estado financiero crítico que refleja la incapacidad de una empresa para cumplir con sus obligaciones financieras. Su gestión requiere una cuidadosa planificación y estrategia, así como la colaboración de todas las partes involucradas, a fin de minimizar el impacto negativo y buscar soluciones que permitan la continuidad o la liquidación ordenada de las empresas.

Según Ovalle Pulido y Heredia Lozano,

Se puede presentar insolvencia por capital y por flujos de efectivo. La primera ocurre cuando una empresa tiene un valor neto negativo, mientras que la segunda se presenta cuando el flujo operativo de efectivo no alcanza para pagar las obligaciones contraídas y, consecuentemente, la insolvencia empresarial lleva a la quiebra. (Ovalle Pulido & Heredia Lozano, citando a Ross, Westerfield & Jaffe, 2014)

Son diversas las causas que pueden llevar a una empresa a una situación de insolvencia y de posible quiebra. Al respecto, el fracaso empresarial ha sido estudiado por Rivera Rodríguez (2010), que señaló que este puede ser resultado de una combinación de factores relacionados con la gestión de los recursos, la adaptación al entorno externo y la toma de decisiones estratégicas. Identificar y abordar estos aspectos de manera adecuada es fundamental para mitigar los riesgos y promover la viabilidad y el crecimiento de una empresa a largo plazo.

En el caso de Colombia, el estudio realizado por la Superintendencia de Sociedades (Colombia, 2012) evidenció que las principales causas de insolvencia empresarial se encuentran relacionadas con los altos niveles de deuda y la reducción de las ventas; incluso, para aquellas empresas que se encuentran en estado de reorganización, también influyen factores externos como la baja demanda, las elevadas tasas de interés y la pérdida de participación en el mercado.

Según Leiva García *et al.* (2021), para ayudar a las empresas que se encuentran en dificultades financieras, el Régimen de Insolvencia Empresarial colombiano³ ofrece distintas alternativas, entre las que se encuentran la negociación extrajudicial, la reestructuración de las deudas, la continuidad operativa mientras se resuelve la situación —todos ellos aspectos que

³ Colombia, Congreso de la República. (2006). *Ley 1116* («por la cual se establece el Régimen de Insolvencia Empresarial en la República de Colombia y se dictan otras disposiciones»). Bogotá: Diario Oficial 46 494. http://www.secretariasenado.gov.co/senado/basedoc/ley_1116_2006.html

Colombia, Congreso de la República. (2012). *Ley 1564* («por la cual se expide el Código General del Proceso y se dictan otras disposiciones»). Bogotá: Diario Oficial 18 489. http://www.secretariasenado.gov.co/senado/basedoc/ley_1564_2012.html

constituyen elementos fundamentales ante la problemática que ellas atraviesan, especialmente frente a sus acreedores— y la necesidad de continuar operando, mientras que, si la reorganización no es viable, sea posible vender los activos para evitar la liquidación inmediata.

Cabe señalar que esta problemática es muy relevante en el contexto colombiano, considerando que, a diciembre de 2023, un total de 4471 empresas se habían acogido a la Ley de Insolvencia (Colombia, Congreso de la República, 2006), cifra que representa un aumento del 10 % en las solicitudes en comparación con las de 2020 (Quiceno, 2024), teniendo en cuenta que, aunque muchas buscan la reestructuración, la mayoría termina en liquidación definitiva.

De lo expuesto se infiere que la detección de señales tempranas que alerten sobre casos de una posible liquidación es fundamental para prevenir que las empresas colapsen y se puedan reducir los impactos negativos sobre la economía, el empleo y los propios acreedores; por lo tanto, al identificar a tiempo problemas como la caída en los flujos de efectivo, el incremento de los niveles de deuda o la pérdida de participación en el mercado brinda la posibilidad de tomar medidas correctivas como la reestructuración de las deudas o la implementación de mejoras en la eficiencia operativa. De este modo, una intervención temprana se convierte en una estrategia viable para evitar la liquidación definitiva y brindar la posibilidad de que las empresas se reorganicen y puedan mantenerse en el mercado.

Es en este contexto en el que se desarrolló el estudio de caso de Conecta Salud S. A. —en adelante la Compañía—, con el objetivo de evaluar la aplicabilidad de un modelo de alerta temprana en el sector de los servicios, analizando información financiera —reportes anuales, estados financieros y notas de revelación—, buscando identificar las señales que pudieron haber anticipado su crisis y ofreciendo un análisis detallado de los factores que llevaron a su liquidación.

Para este fin, el estudio se organizó en tres etapas: 1) revisión bibliográfica sobre los modelos de alerta temprana en el sector de los servicios; 2) selección de un modelo aplicable; y 3) simulación de escenarios para evaluar su efectividad.

El análisis del período 2016-2023, que se expone en las secciones siguientes, muestra que, en lugar de optar por una reestructuración, la Compañía fue liquidada debido a sus resultados financieros negativos. El estudio concluyó con la identificación de las alertas que debieron considerarse a tiempo, y proporciona una herramienta útil para otras empresas que buscan evitar situaciones similares.

2. Situación en estudio – Planteamiento del problema

Basada en la decisión de la liquidación anticipada de la sociedad en noviembre 2022, y fundamentada en los resultados empresariales de 2021 y 2022, este estudio propone la revisión de la información financiera y de la gestión administrativa del período 2017-2022 a efectos de evidenciar las alertas tempranas que pudieran haber evitado la decisión tomada por la asamblea de accionistas. Asimismo, hace un seguimiento de las decisiones tomadas identificando los indicadores considerados en el proceso de liquidación y evidencia las razones por las cuales no se logró contar con alternativas para darle continuidad a la sociedad. Finalmente, presenta una propuesta de los posibles puntos críticos en los que, si se hubiese realizado una correcta gestión, la Compañía no se habría liquidado.

2.1 Formulación de la pregunta de investigación

¿Qué tan aplicable es un modelo de alerta temprana para la prevención de insolvencia financiera en empresas del sector de los servicios tomando como caso de estudio a la empresa Conecta Salud S. A.?

3. Objetivos

3.1 Objetivo general

Evaluar la aplicabilidad de un modelo de alerta temprana para la prevención de la insolvencia financiera en empresas del sector de los servicios, a través del estudio de caso de la empresa Conecta Salud S. A.

3.2 Objetivos específicos

- Revisar la literatura existente sobre estudios de alerta temprana relacionados con la insolvencia financiera empresarial aplicados en empresas del sector de los servicios.
- Identificar los indicadores financieros utilizados en los modelos de alerta temprana relacionados con la insolvencia financiera empresarial.
- Seleccionar el modelo de alerta temprana más adecuado para su aplicación en el caso de estudio, considerando las características específicas de su contexto financiero y operativo.
- Realizar un análisis financiero del modelo de alerta temprana seleccionado para evaluar su efectividad en la prevención de la insolvencia financiera.

4. Marco de referencia teórico-conceptual

El marco de referencia teórico-conceptual del presente trabajo se centra en la teoría del riesgo, la insolvencia financiera y los sistemas de alerta temprana para anticiparse a la liquidación de las empresas.

4.1 Teoría del riesgo empresarial

La teoría del riesgo empresarial proporciona una base conceptual para entender la incertidumbre que enfrentan las empresas en su funcionamiento y la gestión de los eventos desfavorables que pueden surgir. Según Beck (2000), el riesgo empresarial estaba vinculado inicialmente a fenómenos naturales, pero, en la actualidad, se asocia principalmente con decisiones y acciones humanas. Este cambio resalta el carácter social del riesgo moderno.

Besley y Brigham (2008) definieron el *riesgo* como la probabilidad de ocurrencia de eventos adversos, enfatizando su naturaleza probabilística.

Lavell (2000) complementó esta perspectiva indicando que el riesgo no solo implica probabilidades de pérdida futura, sino que estas pueden analizarse y cuantificarse tanto cualitativa como cuantitativamente. Y, en una línea similar, Vélez Pareja (2003) afirmó que el riesgo implica información disponible sobre eventos posibles y sus probabilidades, lo que permite su evaluación más precisa.

Desde un enfoque teórico, Koprinarov (2005) señaló que el riesgo es un fenómeno complejo que incluye una incertidumbre inherente que deriva de la falta de información completa. Este hecho obliga a las empresas a tomar decisiones con información limitada y, como consecuencia, enfrentar, posibles pérdidas o fracasos. En este sentido, el riesgo empresarial puede analizarse desde tres dimensiones principales: 1) el contexto en el que surge; 2) la incertidumbre inherente al proceso de toma de decisiones; y 3) la probabilidad de pérdidas asociadas.

Según Mejía Quijano *et al.* (2017), la *incertidumbre* se caracteriza por la ausencia de certeza y seguridad, lo que genera riesgos que, aunque sean eventos aleatorios, pueden asociarse a probabilidades y ser medibles. En el ámbito empresarial, estos riesgos pueden afectar el cumplimiento de los objetivos organizacionales. Los mismos autores subrayaron que no todos los riesgos tienen un impacto negativo, ya que pueden derivar en oportunidades que incrementen el valor empresarial. Esto hace del riesgo una condición inherente a la gestión empresarial, tal como lo destacó Knight (1921, citado por Pernaut & Ortiz, 2003), al señalar que la función del empresario implica asumir riesgos para enfrentar la incertidumbre y garantizar resultados futuros.

Tarapuez Chamorro *et al.* (2008) diferenciaron los conceptos *riesgo* e *incertidumbre*. El primero implica probabilidades conocidas, mientras que el segundo carece de información para estimar las probabilidades. Así, el reconocimiento del riesgo permite a los empresarios

tomar previsiones y decisiones adecuadas, asumiendo que el beneficio empresarial depende de la capacidad de gestionar esta diferencia.

Finalmente, Vega Mayáns (2012) estableció que el fracaso empresarial —relacionado estrechamente con el riesgo— puede predecirse mediante modelos que utilizan información económico-contable, lo que refuerza la necesidad de desarrollar herramientas que permitan anticipar los problemas financieros.

4.1.1 El riesgo de insolvencia

El concepto *insolvencia* se refiere a la incapacidad de una empresa para cumplir con sus obligaciones financieras, lo que puede conducir a la suspensión de los pagos o la quiebra (Tamanes & Gallego, citados por Vega Mayáns, 2012). Según el *Diccionario de la lengua española*, el término «insolvencia» proviene del latín *solvens*, *-entis*, 'solvente' —acción y efecto de resolver; carencia de deudas; capacidad de satisfacer las deudas— antecedido por el prefijo *in* —que indica negación o privación.⁴ De estos significados puede entonces inferirse que dicho concepto está asociado directamente con el crédito y las finanzas.

Vega Mayáns (2012) amplió este concepto desde una perspectiva contable, señalando que la insolvencia representa un desequilibrio patrimonial que puede ser parcial (la suspensión de pagos) o total (la quiebra). En el primer caso, el activo corriente es insuficiente para cubrir el pasivo corriente, mientras que, en el segundo, incluso liquidando todos los activos, no sería posible saldar el total de las deudas.

Mures Quintana y García Gallego (2004) identificaron tres tipos de fracaso empresarial: 1) económico: cuando los ingresos no cubren los costos; 2) financiero: relacionado con problemas de liquidez; y 3) jurídico: caracterizado por un patrimonio neto negativo que lleva a sanciones legales. Esta clasificación es esencial para entender el riesgo de insolvencia, ya que permite categorizar las diferentes formas en que una empresa puede enfrentar dificultades financieras.

El fracaso financiero, en específico, se relaciona directamente con la falta de liquidez que puede llevar a la quiebra. Tal como argumentaron Mures Quintana y García Gallego (2004), la insolvencia no solo afecta a una empresa, sino también a un amplio grupo de interés que incluye a los actores económicos, los empleados, los acreedores, los proveedores e incluso el Estado, lo que resalta la importancia de desarrollar modelos efectivos para predecir y prevenir estas situaciones.

En síntesis, el riesgo de insolvencia empresarial representa un aspecto crítico para las empresas, ya que no solo pone en riesgo su continuidad operativa, sino que impacta a una variedad de partes interesadas; por tal razón, la capacidad para identificarlo y gestionarlo apoyándose en modelos predictivos basados en información contable y financiera es fundamental para mantener su estabilidad y sostenibilidad.

⁴ Real Academia Española. (s. f.). *Diccionario de la lengua española*. Solvencia. <https://dle.rae.es/solvencia?m=form>

4.1.2 Predicción del riesgo de insolvencia

Según Ibarra Mares (2001), los estudios que han abordado la predicción del riesgo de insolvencia o de fracaso empresarial generalmente utilizan indicadores financieros, métodos estadísticos y análisis financieros que se remontan a 1932. Según Pozuelo *et al.* (2010), han sido pocos los trabajos que han abordado las pymes y prácticamente inexistentes los que se han centrado en las microempresas, a pesar de ser los segmentos que contienen mayores tasas de fracaso empresarial. No obstante, a partir de la investigación de Ibarra Mares (2001) y Vega Mayáns (2012) es posible sistematizar la evolución de los estudios sobre predicción del riesgo de insolvencia.

La Tabla 1 muestra la evolución de dichos estudios a nivel mundial, que han sido básicamente de dos tipos: 1) uni-variantes: que analizan un indicador de forma aislada intentando determinar su tendencia y su carácter cíclico; y 2) multi-variantes: que estudian el comportamiento de varios indicadores conjuntamente. (Ibarra Mares, 2001; Vega Mayáns, 2012).

Tabla 1. Evolución de los estudios de predicción del riesgo de insolvencia

AÑO	AUTORES	DESCRIPCIÓN
1932	Fitzpatrick	Realizó los primeros estudios sobre predicción de quiebras empresariales utilizando exclusivamente indicadores financieros.
1966-1968	Beaver Altman	Desarrollaron modelos predictivos del fracaso empresarial. Beaver trabajó con indicadores uni-variables relacionados con rentabilidad, liquidez y solvencia; y Altman introdujo el modelo Z Score con indicadores multi-variables.
1968	Altman	Creó el modelo Z-Score combinando indicadores de liquidez, rentabilidad, estructura financiera y rotación del capital para predecir el fracaso empresarial.
1972	Edminister	Aplicó un modelo discriminante a pequeñas empresas quebradas, y concluyó que los modelos no son generalizables a distintos contextos.
1979	Baidya & Ribeiro	Aplicaron el modelo Z-Score en Brasil, señalando problemas en economías emergentes debido a la baja calidad y disponibilidad de datos financieros.
1980	Ohlson	Desarrolló tres modelos logit aplicados a empresas industriales, capaces de predecir quiebras con uno o dos años de antelación.
1983	Taffler	Aplicó su modelo Z a empresas manufactureras, evaluando la salud financiera a través de indicadores ponderados.
1984	Zmijewski	Analizó empresas cotizadas en la Bolsa de Nueva York y encontró que la probabilidad de quiebra disminuyen con la rotación de activos y aumentan con el endeudamiento.
1986	Peel, Peel & Pope	Estudiaron empresas de la Bolsa de Londres, combinando indicadores financieros y no financieros, logrando una exactitud predictiva del 91,7 %.
1998	López, Gandía & Molina	Utilizaron un modelo logit para analizar 202 pymes, destacando que los mejores predictores son las ratios de rentabilidad, liquidez y tamaño del sector, combinando variables financieras y no financieras.
2000	López & Flórez	Emplearon redes neuronales artificiales para evaluar empresas bancarias en España, y concluyeron que la información contable es esencial para la toma de decisiones.
2003	Correa, Rodríguez, Acosta & González	Aplicaron análisis factorial logit a pymes españolas, y concluyeron que el endeudamiento es el principal indicador de insolvencia, seguido por la baja rentabilidad y crecimiento de ingresos.

2010	Del Olmo García	Utilizó un modelo logit con 12 843 empresas, identificando el endeudamiento como la variable financiera más significativa en la predicción de insolvencias.
2021	Ludeña & Tono	Utilizaron redes neuronales artificiales como herramienta predictiva, destacando su precisión, superior al 80 %, al manejar grandes volúmenes de datos y ajustar variables relevantes.
2021	Sordo Sierpe, Del Río Merino, Pérez Raposo & Vitiello	Combinaron técnicas estadísticas tradicionales con algoritmos de <i>random forest</i> , logrando una precisión del 85 %, y evitando indicadores subjetivos como las cuentas de pérdidas y ganancias.
2022	Alsina	Aplicó técnicas de <i>machine learning</i> para un sistema de alerta temprana de tres fases, destacando su bajo costo y su efectividad para identificar riesgos financieros.
2023	Franco	Utilizó aprendizaje automático para mejorar la predicción de insolvencias, destacando la importancia de reducir el horizonte temporal del modelo para aumentar su precisión.
2023	Correa	Estudió las pymes colombianas mediante aprendizaje automático, incluyendo variables financieras y no financieras como ubicación geográfica, e identificándola como un factor clave.
2023	Urizar	Analizó la aplicación del modelo de Altman, destacando su utilidad como herramienta preventiva y su precisión en la toma de decisiones.
2024	Navarro Galera, Gómez Miranda, Lara Rubio & Buendía Carrillo	Ampliaron el análisis al incluir tanto factores financieros como no financieros, estudiando pymes europeas y destacando la importancia de los indicadores tempranos para facilitar la reestructuración empresarial.

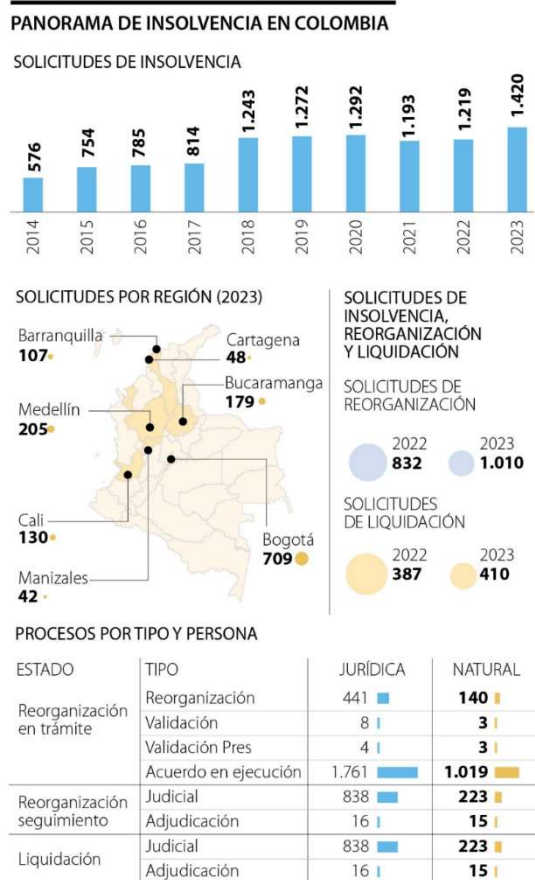
Fuente: elaboración de los autores a partir de Ibarra Mares (2001) y Vega Mayáns (2012).

5. Desarrollo

5.1 Revisión de la literatura sobre estudios de alerta temprana de insolvencia empresarial aplicados en empresas del sector de los servicios

A partir de datos suministrados por la Superintendencia de Sociedades, que muestran a 409 empresas en liquidación obligatoria y a 121 en acuerdos de reorganización, Quiceno (2024) identificó tanto las posibles causas que afectaban a las primeras —el elevado endeudamiento y la reducción en sus ventas— como como las causas externas de insolvencia en las segundas —la disminución de la demanda por el entorno económico, las altas tasas de interés y la pérdida de mercado— [Figura 1].

Figura 1. Panorama de la insolvencia en Colombia (2014-2023)



Fuente: Quiceno (2024).

Ante este panorama, el Régimen de Insolvencia Empresarial (Colombia, Congreso de la República, 2006) ofrece a las empresas del país que enfrentan dificultades financieras diversas posibilidades para reorganizarse o recuperarse. Estas incluyen la opción de negociación extrajudicial: un proceso formal que permite la reestructuración de las deudas,

la continuidad operativa durante su ejecución, la suspensión de los embargos y las demandas, y la venta de activos en bloque en caso de que la reorganización no sea viable. Estas alternativas buscan preservar la actividad económica, mantener los empleos y maximizar la recuperación para los acreedores, evitando la liquidación inmediata de las empresas. (Leiva García *et al.*, 2021)

A diciembre de 2023 se registraron en Colombia 4471 empresas en Ley de Insolvencia (Colombia, Congreso de la República, 2012). La cifra de solicitudes aumentó el 10 % en 2022 con respecto a 2020, un incremento que alerta acerca de la situación general de las empresas que, por insolvencia, inicialmente buscan una reestructuración; con todo, la mayoría de estos procesos terminan en liquidación definitiva. (Colombia, Superintendencia de Sociedades, 2012)

En la misma línea, a través de la base de datos Scopus, se hizo una búsqueda de artículos que abordaran el tema de las alertas tempranas en la insolvencia empresarial, que arrojó ocho documentos que se describen a continuación.

Kaczmarek (2012)

Desarrolló cuatro modelos predictivos utilizando la regresión logística de Firth: un método que mejora la precisión de las predicciones corrigiendo errores en los cálculos cuando se cuenta con pocos datos o hay categorías desbalanceadas. El estudio identificó los riesgos financieros en empresas polacas, encontró una alta efectividad en la predicción de las quiebras y destacó la importancia de los enfoques multidimensionales que integren diversas variables de pronóstico.

Hernández, Holmes & Wilson (2018)

Exploró modelos logit multi-nomiales: una técnica estadística que permite, a partir de variables financieras como liquidez, rentabilidad y endeudamiento, clasificar las empresas en tres niveles de riesgo: «bajo», «moderado» o «alto». El estudio se concentró en prever el estrés financiero y la bancarrota de empresas del Reino Unido utilizando datos a lo largo de más de 30 años. Los autores señalaron que la combinación de variables contables, macroeconómicas y de mercado mejoró significativamente la capacidad predictiva de los modelos, teniendo en cuenta que las diferencias de estas variables afectaban la posibilidad de bancarrota y el *distress* financiero —la situación en la que una empresa enfrenta graves dificultades económicas que afectan su capacidad para cumplir con sus obligaciones financieras como el pago de las deudas financieras, los salarios o las obligaciones con los proveedores—, y sugirieron la necesidad de ajustar los modelos según los contextos económicos locales.

Abubakar, Astuti & Oktapiani (2018)

Llevó a cabo una revisión de modelos financieros de alerta temprana diseñados para identificar señales de problemas que estuviesen presentando empresas de Indonesia, a partir de datos recopilados entre 2004 y 2015. Los autores encontraron que indicadores como la

relación deuda-capital (D-E R, *debt-to-equity ratio*) eran eficaces para anticipar crisis financieras con un mínimo de error; no obstante, estos modelos mostraron limitaciones, porque su capacidad predictiva a largo plazo es baja, dado que para la predicción se utilizaron datos históricos.

Sewpersadh (2020)

Utilizó el modelo K-Score para categorizar la salud financiera de 122 empresas que cotizaron en la Bolsa de Johannesburgo entre 2011 y 2016, y encontró que el sector del comercio mostró el mejor desempeño, mientras que el tecnológico se ubicó en una categoría de riesgo significativo; adicionalmente, estableció que la relación positiva entre los K-Scores, la rentabilidad y el crecimiento respaldaba su utilidad como indicador predictivo eficaz, aunque el autor sugirió adaptar el modelo para otros sectores, en particular el de los servicios.

Guo & Zhao (2021)

Aplicó máquinas de soporte vectorial (SVM, *support-vector machines*) para predecir las crisis financieras en empresas que no cotizaban en bolsa. Estos instrumentos son un método de inteligencia artificial que identifica patrones en los estados financieros de empresas en riesgo y separa a aquellas estables de las que podrían enfrentar problemas económicos, todo ello a partir de indicadores financieros claves como el retorno sobre el patrimonio y la rotación de cuentas por cobrar. Los resultados mostraron una precisión del 98 % en el conjunto de entrenamiento y del 92 % en la validación, un hecho que confirma que las SVM son herramientas útiles para prever este tipo de crisis, aunque los autores recomendaron, como un área de investigación futura, adaptar estos modelos a las particularidades regionales e industriales de los países y los diferentes sectores económicos.

Kitowski, Kowal-Pawul & Lichota (2022)

Usó modelos logit para prever el riesgo de quiebra de 19 empresas polacas —18 de los cuales eran modelos nacionales y uno extranjero—, y encontró una alta efectividad en los nacionales, como el de Prusak, con un 100 % de precisión; sin embargo, los autores subrayaron la necesidad de combinar varios métodos y modelos para un diagnóstico más preciso del riesgo.

Li (2023)

Se centró en el sector manufacturero utilizando un modelo basado en redes neuronales: sistemas de inteligencia artificial que imitan el funcionamiento del cerebro humano para analizar datos financieros, encontrar patrones y predecir riesgos con mayor precisión. Este modelo arrojó resultados con una alta precisión en la predicción de riesgos, destacando factores como los cambios en los ingresos por las ventas y el flujo de caja como determinantes claves para detectar el nivel de riesgo.

Wei & Wang (2024)

Desarrolló un modelo de alerta temprana para gestionar los riesgos financieros de 4254 empresas chinas en 2020 utilizando un algoritmo que organiza datos relacionados (análisis factorial) y usa esa información para predecir las probabilidades de un evento (regresión logística). Los niveles de riesgo fueron categorizados en «significativo», «moderado», «menor» y «sin riesgo», lo que permitió obtener resultados con una precisión superior al 89 % y demostró la capacidad del modelo para monitorear riesgos en tiempo real y realizar proyecciones confiables hasta de dos años.

La Tabla 2 muestra los resultados de la revisión llevada a cabo, destacando los fundamentos teóricos, los enfoques metodológicos, los principales resultados y su aplicación en el sector de los servicios.

Tabla 2. Resumen de resultados de la revisión de la literatura

AUTOR (ES)	FUNDAMENTOS TEÓRICOS	ENFOQUES METODOLÓGICOS	RESULTADOS PRINCIPALES
Kaczmarek (2012)	Enfoque proactivo para anticipar problemas financieros. Relevancia de los indicadores multifactoriales.	Modelos predictivos con la técnica de regresión logística de Firth. Análisis trimestral para la detección temprana de riesgos.	Mejora en capacidad predictiva gracias a los enfoques multidimensionales. Relevancia para diferentes industrias y sectores.
Hernández, Holmes, & Wilson (2018)	Integración de variables contables, macroeconómicas y de mercado para mejorar la precisión predictiva.	Modelos logit multinomiales con 20 000 observaciones y a lo largo de más de 30 años.	Mejora significativa en la capacidad predictiva. Ajustes dinámicos recomendados según los contextos macroeconómicos.
Abubakar, Astuti, & Oktapiani (2018)	Indicadores financieros como relación deuda-capital y ratio corriente para prever crisis.	Datos de empresas listadas en la Bolsa de Valores de Indonesia entre 2004 y 2015. Análisis basado en eventos de crisis como aumentos en los préstamos no productivos.	Demostró que los indicadores financieros son eficaces para anticipar problemas, aunque limitados, dado el uso de datos históricos.
Sewpersadh (2020)	Teoría del continuo de <i>distress</i> financiero. Modelos K-Score para categorizar a las empresas según su salud financiera.	Análisis basado en reportes anuales de 122 empresas entre 2011 y 2016 que cotizaban en la Bolsa de Valores de Johannesburgo. Empleo de técnicas estadísticas como Anova (análisis de varianza) y regresión.	El sector del comercio mostró el mejor desempeño. El sector tecnológico fue el más afectado.
Guo & Zhao (2021)	Principios de aprendizaje estadístico y manejo de problemas no lineales.	Indicadores financieros como retorno sobre	Precisión del 98 % en conjunto de entrenamiento y del 92 % en validación.

		patrimonio y rotación de cuentas por cobrar. Análisis de 75 empresas (50 saludables y 25 en <i>default</i>).	Uso de máquinas de soporte vectorial (SVM) como una herramienta robusta para prever crisis financieras.
Kitowski, Kowal-Pawul, & Lichota (2022)	Métodos como análisis discriminante y modelos logit para predecir el riesgo de quiebra. Crítica a los modelos extranjeros.	Evaluación de 19 modelos nacionales y uno extranjero. Indicadores financieros específicos como Capital de trabajo/Activos.	Alta efectividad de los modelos nacionales. El de Prusak logró un 100 % de precisión. Necesidad de usar múltiples modelos.
Li (2023)	Teoría de ciclos económicos reales y evaluación de valor de Rappaport. Índice tridimensional para monitorear los riesgos financieros.	Redes neuronales profundas y pruebas no paramétricas (K-S, Mann-Whitney). Procesamiento mediante Matlab.	Alto grado de precisión en el sector manufacturero. Indicadores claves como flujo de caja y cambios en las ventas.
Wei & Wang (2024)	Necesidad de un sistema universal de gestión de riesgos financieros en China. Integración de indicadores claves como rentabilidad, solvencia, flujo de caja y crecimiento de activos.	Datos de 4254 empresas chinas en 2020, incluyendo empresas en situación especial. Utiliza un algoritmo que combina análisis factorial y regresión logística. Selección de ocho variables financieras claves.	Precisión superior al 89 %. Monitoreo en tiempo real y proyecciones confiables hasta de dos años.

Fuente: elaboración de los autores.

Los artículos revisados muestran similitudes en los enfoques metodológicos y en los resultados obtenidos, dado que integran múltiples indicadores financieros para evaluar el riesgo financiero y categorizarlo en niveles específicos, utilizando en su mayoría datos históricos y técnicas estadísticas avanzadas como la regresión logística, el análisis factorial y las máquinas de soporte vectorial para mejorar la precisión predictiva.

No obstante, también se detectaron una serie de diferencias en cuanto a la adaptación de los modelos a sectores específicos. Por ejemplo, el estudio de Sewpersadh (2020) sugiere adaptarlos a las particularidades del sector de los servicios, mientras que los de Kaczmarek (2012) y Kitowski *et al.* (2022) se enfocan en ajustar los modelos nacionales a las características económicas locales para obtener diagnósticos precisos; del mismo modo, los modelos de Li (2023) y de Hernández *et al.* (2018) muestran la importancia de considerar factores externos como la macroeconomía y las características específicas de cada industria para mejorar la aplicabilidad y la precisión de los modelos de alerta temprana.

5.2 Identificación de los indicadores financieros utilizados en los modelos de alerta temprana para detectar la insolvencia financiera empresarial

Teniendo en cuenta que los modelos de alerta temprana o de predicción de insolvencia tienen en común la utilización de indicadores financieros, la decisión de seleccionar el más idóneo para aplicar al caso de estudio de este trabajo nace de la forma en que dichos modelos fueron estimados, es decir, en qué información se basaron y qué tipo de empresas utilizaron.

Teniendo en cuenta estas premisas, la Tabla 3 muestra los principales modelos existentes y los indicadores utilizados, expresados por Walteros Zarta (2018) y Martínez (2004).

Tabla 3. Revisión de los modelos y de los indicadores de predicción de insolvencia financiera

MODELO	APLICACIÓN	INDICADORES	CONCLUSIONES
Beaver (1966)	Análisis de 79 empresas en diferentes sectores que quebraron entre 1954 y 1964.	Flujo de caja, utilidad neta, pasivo sobre activos, activos líquidos sobre activos, rotación.	Indicadores como flujo de caja sobre pasivos totales son claves para predecir las quiebras. Las empresas fallidas muestran un deterioro constante en los cinco años previos a la quiebra.
Altman (1968)	Estudio de 66 empresas manufactureras divididas en solventes e insolventes.	Liquidez, rentabilidad, apalancamiento, solvencia y actividad. Z-Score: bajo 1,81 (alta probabilidad de quiebra); sobre 2,99 (baja probabilidad); entre 1,81 y 2,99 (zona de ignorancia).	Las variables más relevantes son utilidad antes de intereses e impuestos sobre activos totales y ventas sobre activos totales. Limitación: aplicación restringida a empresas manufactureras que cotizan en bolsa.
Blum (1974)	Análisis de empresas del mercado de valores.	Liquidez a corto y largo plazo, rentabilidad de acciones ordinarias, desviación estándar de la utilidad neta.	Predicción efectiva del 94 % un año antes de la quiebra, aunque la precisión disminuye al 70 % en horizontes de tres a cinco años.
Ohlson (1980)	Estudio de 105 empresas fallidas y 2058 solventes en el mercado bursátil del sector manufacturero.	Tamaño, pasivos/activos, pasivos corrientes/activos corrientes, utilidad neta/activos, flujos de explotación/pasivos.	La variable de tamaño mostró mayor significancia estadística.
Modelo Z1 Altman (1983)	Reevaluación del modelo original para incluir empresas que no cotizan en bolsa.	Z-Score ajustado: bajo 1,23 (alta probabilidad de quiebra); sobre 2,90 (baja probabilidad); entre 1,23 y 2,90 (zona de ignorancia).	Útil para empresas que no cotizan en bolsa. Las variables más significativas son utilidad antes de intereses e impuestos sobre activos totales. Limitación: no incluye los sectores mercantil ni de servicios.

Fulmer (1984)	Análisis de 60 empresas, la mitad solventes y la otra mitad insolventes, usando discriminación múltiple.	Nueve indicadores claves, incluyendo utilidades retenidas/activo total, ventas/activo total y flujo de caja/pasivo total.	Precisión del 98 % con un año de anticipación y del 81 % en horizontes mayores. El modelo discrimina bien entre las empresas solventes y las insolventes.
Rosillo (2002)	Adaptación del modelo de Altman para empresas colombianas con una muestra de 106 empresas.	Endeudamiento, rentabilidad del patrimonio y <i>leverage</i> .	Precisión del 100 % para empresas sanas y del 81 % para empresas en riesgo. Muestra una gran utilidad para predecir quiebras en el contexto colombiano.
Martínez (2004)	Estudio de 9000 empresas colombianas reportadas a la Superintendencia de Sociedades.	Indicadores de endeudamiento, rentabilidad y liquidez: pasivo/activo, utilidad antes de impuestos/activo y activo corriente/pasivo corriente, entre otros.	Confirmando la relevancia de indicadores financieros en la predicción de insolvencias, con modelos ajustados por sectores económicos.
Ovalle & Heredia (2014)	Análisis de 652 empresas colombianas agrupadas por tamaño y sector, con datos de la Superintendencia de Sociedades.	Modelo Z-Score combinado con indicadores de liquidez, actividad, endeudamiento y rentabilidad.	Validó la precisión del modelo Z-Score como herramienta predictiva en diferentes tipos de empresas de la economía colombiana.

Fuente: elaboración de los autores a partir de Walteros Zarta (2008) y Martínez (2004).

5.3 Selección del modelo de alerta temprana más adecuado para su aplicación en el caso de estudio, considerando las características específicas de su contexto financiero y operativo

La Tabla 4 muestra una comparación de los modelos revisados y la selección del modelo utilizado en este trabajo.

Tabla 4. Comparación de los modelos de predicción de insolvencia

MODELO	INDICADORES EVALUADOS	PERTINENCIA
Beaver (1966)	Flujo de caja. Utilidad neta. Pasivo sobre activos. Activos líquidos sobre activos. Activos líquidos sobre deuda corriente. Rotación.	Ofrece un criterio para decidir sobre la situación de insolvencia de las empresas.
Altman (1968)	Capital de trabajo sobre activos totales. Utilidad retenida sobre activos totales. Utilidad antes de interés e impuestos sobre activos totales. Valor total de mercado de las acciones sobre pasivo total.	Presenta intervalos y zonas para determinar el nivel de insolvencia según el indicador Z-Score; sin embargo, está orientado hacia las empresas que cotizan en bolsa.

	Ventas sobre activos totales.	
Altman Z1 (1983)	Sustituye la variable X_4 correspondiente al valor de mercado de las acciones sobre pasivo total por el valor del patrimonio sobre pasivo total, a fin de capturar el comportamiento de aquellas empresas que no cotizaban en bolsa.	Solo considera empresas del sector manufacturero y no tiene en cuenta a empresas de los sectores comercial o de servicios.
Ohlson (1980)	Tamaño: activos/índice de precios del PIB. Capital de trabajo/total activos. Pasivos corrientes/activos corrientes. Utilidad neta/total activos. Utilidad neta del período actual – Utilidad neta del período pasado/(Valor absoluto de la utilidad neta del período actual + valor absoluto de la utilidad neta del período pasado).	Estimar la probabilidad de quiebra de una empresa en un período de tiempo previamente especificado.
Fulmer (1984)	Utilidades retenidas/Activo total. Ventas/Activo total. Utilidad antes de impuestos/Capital contable. Flujo de caja/Pasivo total. Pasivo total/Activo total. Pasivo corriente/Activo total. Activo total tangible. Capital de trabajo/Pasivo total. Logaritmo de la utilidad de operación/gastos financieros.	Propone nueve indicadores como los más representativos para estimar la probabilidad de quiebra; sin embargo, no distingue criterios para sectores económicos distintos.
Rosillo (2002)	Endeudamiento. Rentabilidad del patrimonio. <i>Leverage</i> largo plazo.	Modelo colombiano que define un punto de corte, Z , en el que una empresa fuerte pasa a ser débil.
Ovalle & Heredia (2014)	Liquidez. Actividad. Endeudamiento. Rentabilidad.	Confirma la precisión y vigencia del modelo Z-Score como modelo de predicción de insolvencia en todo tipo de empresas de la economía colombiana.
Martínez (2004)	Utilidad antes de impuestos/Activo. Obligaciones financieras/Activo disponible/Activos. Disponible/Pasivo corriente.	Modelo aplicado a empresas colombianas. Estima cuatro modelos y define un valor Y^* como criterio de decisión sobre el nivel de insolvencia. Martínez estima un parámetro adicional, D , asociado a ocho actividades productivas diferentes.

Fuente: elaboración de los autores.

De los modelos expuestos en la Tabla 4 se escogieron los tres que se han aplicado en Colombia para la predicción de insolvencia. La Tabla 5 muestra un comparativo de ellos.

Tabla 5. Comparación de los modelos colombianos para la predicción de insolvencia

MODELO	ROSILLO	OVALLE & HEREDIA	MARTÍNEZ
Indicadores evaluados	Endeudamiento. Rentabilidad del patrimonio. <i>Leverage</i> largo plazo.	Liquidez, actividad, endeudamiento y rentabilidad.	Utilidad antes de impuestos/Activo. Obligaciones financieras/Activo. Disponible/Activos. Disponible/Pasivo corriente.
Parámetro de decisión de fragilidad	$Z < -0,0001656$	Z-Score encima de 2,90: las empresas tendrán una baja probabilidad de estar en el grupo de aquellas empresas que fracasan. Z-Score entre 1,23 y 2,90: corresponde a zona de ignorancia debido a la susceptibilidad al error de clasificación.	$Y^* > 0,025$.
Aplicación a distintos sectores económicos	No; es un modelo general	Se puede aplicar a cualquier empresa que cotice o no en la bolsa y a cualquier sector económico.	Sí, pero contiene un parámetro D que permite aplicar el modelo de acuerdo con la actividad económica que desarrolle la empresa.

Fuente: elaboración de los autores.

Nótese en la Tabla 5 que los tres modelos resultan aplicables para el caso de estudio por las siguientes razones:

- Se aplican a partir de indicadores financieros que pueden calcularse a partir de la información que se obtiene en la Superintendencia de Sociedades.
- Son modelos colombianos que han sido contrastados con información financiera de empresas del país.
- Se basan en los desarrollos teóricos a nivel mundial en el caso de la predicción de insolvencia.

Cabe anotar que, como factor diferenciador respecto a los modelos de Rosillo (2002) y de Ovalle y Heredia (2014), el de Martínez (2004) define la estimación del parámetro D , que permite utilizarlo en ocho diferentes actividades económicas. Por lo tanto, a efectos del presente trabajo resulta más conveniente este modelo, dado que la Compañía se encuentra en actividades económicas asociadas con los servicios y este parámetro se convierte en un diferencial pertinente.

5.4 Características del modelo de Martínez

Martínez (2004) identificó las variables más destacadas para pronosticar la *fragilidad financiera*, definida como el riesgo de insolvencia en las empresas colombianas. Los datos utilizados en su estudio se obtuvieron de los estados financieros de 9000 empresas, tomados de la Superintendencia de Sociedades. (Colombia, 2012)

El autor propuso un modelo que opera como un detector de riesgo para las empresas, cuyo objetivo es identificar si están en peligro de no poder pagar sus deudas y caer en la insolvencia, y para lograrlo utiliza fórmulas matemáticas y analiza diferentes aspectos financieros.

5.4.1 Funcionamiento del modelo

- 1) Índice de fragilidad (I): calcula el número que refleja el nivel de riesgo de una empresa. Si este es bajo, la empresa es más frágil y está en mayor riesgo de insolvencia.
- 2) Razones financieras (X): para el cálculo de este índice, el modelo utiliza la siguiente información clave de una empresa:
 - ✓ Endeudamiento: cantidad de deuda que tiene en comparación con sus activos.
 - ✓ Rentabilidad: dinero que gana en relación con sus ventas o activos.
 - ✓ Liquidez: facilidad para pagar sus deudas a corto plazo.

Estas razones se expresan como «razones financieras», y operan como indicadores de su salud financiera.

- 3) Fórmula: combina las razones financieras en una fórmula matemática para calcular el I de una empresa.
- 4) Punto de corte (Y^*): representa un valor límite. Si el I de una empresa supera este punto, se considera que está en riesgo de insolvencia.

El modelo utiliza el siguiente sistema de ecuaciones:

$$I_i = \beta^T X_i + e_i \quad (1)$$

Para k razones financieras, el modelo sería:

$$I_i = \beta_1 + \beta_2 X_{i2} + \dots + \beta_k X_{ik} + e_i \quad (2)$$

ECUACIÓN 1

$$I = \beta X + e$$

Donde:

I : índice de fragilidad.

β : coeficientes que miden la importancia de cada razón financiera.

X : vector de las razones financieras.

e : término de error que tiene en cuenta otros factores no incluidos en el modelo.

ECUACIÓN 2

$$I = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_k X_k + e$$

Es una versión más detallada de la Ecuación (1) que muestra cada razón financiera (X_1 , X_2 , ..., X_k) por separado.

Así, el modelo toma datos financieros de una empresa, los combina en una fórmula y obtiene su índice de fragilidad (I). Si este índice supera un cierto límite, la empresa es considerada como de alto riesgo de insolvencia.

Una empresa será considerada frágil o en riesgo de insolvencia si el valor de I sobrepasa el límite Y^* —establecido por el autor en 0,025—, de tal forma que, en la medida en que el valor de Y^* sea más alto, el modelo clasificará a la empresa como «no frágil» y, en caso contrario, si el valor calculado es menor que Y^* , el modelo la clasificará como «frágil».

Martínez desarrolló el modelo para estimar los valores β de la Ecuación (2) a partir de los indicadores financieros que seleccionó por su relevancia en los estudios realizados sobre fragilidad empresarial, que fueron agrupados en tres tipos diferentes: endeudamiento, rentabilidad y liquidez [Tabla 6].

Tabla 6. Indicadores utilizados en el modelo de Martínez para la estimación del modelo de insolvencia

GRUPO	INDICADOR	DESCRIPCIÓN	EFECTO SOBRE EL RIESGO DE INSOLVENCIA
Endeudamiento	Pasivo/Activo.	Miden el grado de apalancamiento de una empresa. Si son altos, se compromete la capacidad de pago a los deudores.	En la medida que las empresas incrementen sus niveles de endeudamiento, el riesgo de insolvencia será mayor.
	Obligaciones financieras/Activo.		
	Egresos financieros/Ingresos operacionales + Ingresos financieros.	Refleja el efecto de los flujos de efectivo requeridos para cumplir con el pago de los intereses, que puede dar origen a presiones financieras en el caso de que dicho gasto se eleve de forma descontrolada.	
Rentabilidad	Ingresos operacionales/Activo.	Mide la cantidad de ingresos que cada unidad de activo es capaz de generar.	Menores tasas de rentabilidad o estados de pérdida incrementan el riesgo de insolvencia.
	Utilidad antes de impuestos/Activo. Utilidad antes de impuestos/Ingresos operacionales.	Miden la rentabilidad del negocio una vez se han pagado los servicios de deuda y operación.	
Liquidez	Activo corriente/Pasivo corriente.	Explican la relación entre los activos de corto plazo y el endeudamiento de corto plazo, y el nivel de liquidez como proporción del activo de cada empresa.	En la medida en que exista menor liquidez que permita mantener la operación, puede afectarse el pago a deudores y la empresa
	Disponible/Pasivo corriente.		

Activo corriente –
pasivo corriente/Activo
y Disponible/activos.

estará más cerca de un
posible estado de
insolvencia.

Fuente: elaboración de los autores a partir de Martínez (2004).

Los resultados de los modelos de predicción de fragilidad empresarial encontrados por Martínez se muestran en la Tabla 7.

Tabla 7. Resultados de los modelos de predicción de fragilidad empresarial de Martínez

INDICADORES	MODELO 1	MODELO 2	MODELO 3	MODELO 4
Constante	-1,7806 (-11,39)	-1,8279 (-10,43)	-1,6529 (-10,23)	-1,7283 (-9,60)
Utilidad antes de impuestos/Activo	-0,7517 (-8,90)	-0,5780 (-1,67)	-0,6865 (-8,00)	-0,5873 (-1,85)
Obligaciones financieras/Activo	1,7981 (8,93)	1,6690 (6,72)	1,6703 (8,09)	1,5608 (6,22)
Disponible/Activos	-10,9154 (-5,39)	-11,2470 (-4,94)		
Disponible/Pasivo corriente			-5,5690 (-6,10)	-5,2022 (-5,37)
D_1	-0,7237 (-3,51)	-0,8114 (-3,38)	-0,7291 (-3,44)	-0,7957 (-3,26)
D_2	-0,2657 (-0,93)	-0,3637 (-1,03)	-0,2817 (-0,96)	-0,3647 (-1,02)
D_3	-0,2569 (-1,59)	-0,2531 (-1,34)	-0,2861 (-1,72)	-0,2734 (-1,47)
D_4	-0,4640 (-2,48)	-0,4082 (-1,97)	-0,4875 (-2,55)	-0,4260 (-2,02)
D_5	-0,4280 (-2,54)	-0,4441 (-2,33)	-0,4955 (-2,87)	-0,5011 (-2,59)
D_6	-0,5943 (-2,60)	-0,6889 (-2,50)	-0,6035 (-2,58)	-0,6865 (-2,47)
D_7	-1,0707 (-3,87)	-1,1753 (-3,58)	-1,0373 (-3,64)	-1,1199 (-3,35)
D_8	-1,0678 (-4,48)	-1,2029 (-4,24)	-1,0709 (-4,36)	-1,1857 (-4,11)

Notas.

Variable dependiente: Fragilidad ($Y = 1$).

Las cifras entre paréntesis corresponden al estadístico z (distribución normal).

D_1 = agricultura, ganadería, caza, silvicultura y pesca.

D_2 = explotación de minas y canteras.

D_3 = industrias manufactureras.

D_4 = construcción, electricidad, gas y agua.

D_5 = comercio, hoteles y restaurantes.

D_6 = transporte, almacenamiento y comunicaciones.

D_7 = actividades auxiliares a la intermediación financiera.

D_8 = actividades inmobiliarias, empresariales y de alquiler.

Fuente: Martínez (2004).

Los indicadores financieros obtenidos en el modelo resultaron los más convenientes para desarrollar las predicciones. A partir de estos cuatro modelos, es posible predecir las

empresas que dos años más adelante entrarían en una situación de insolvencia. Según las pruebas realizadas por el autor, el Modelo 2 presenta los mejores porcentajes de predicción.

En síntesis, el índice de fragilidad empresarial (I) en el modelo de Martínez mide qué tan vulnerable es una empresa según una serie de indicadores financieros, y se calcula combinando en una ecuación razones como rentabilidad, endeudamiento y liquidez. Estos indicadores se multiplican por unos coeficientes determinados y se suman junto con un margen de error. Luego se usa una función estadística para obtener un valor final. Si este valor supera 0,025, la empresa se considera «frágil», lo que significa que tiene mayor riesgo de problemas financieros.

5.5 Análisis financiero utilizando el modelo seleccionado para evaluar su efectividad en la prevención de la insolvencia financiera

A fin de dar claridad respecto a la efectividad del modelo de Martínez (2004) para prevenir la insolvencia financiera en las empresas, se procedió a efectuar una aplicación para el caso de estudio. Años previos a que la Compañía ingresara en el Régimen de Insolvencia Financiera, se obtuvieron los estados financieros correspondientes al período 2017-2021 a través de la base de datos de EMIS.

5.5.1 Cálculo de los indicadores financieros

El siguiente análisis evalúa la fragilidad financiera de la Compañía a través del índice de fragilidad (I) propuesto en el modelo de Martínez (2004). El modelo combina indicadores financieros relevantes como rentabilidad, endeudamiento y liquidez. La Compañía se considerará financieramente frágil cuando dicho índice supera el umbral de 0,025.

La Tabla 8 muestra los cálculos financieros efectuados a partir de este modelo, tomando como referencia los indicadores mencionados y los coeficientes (betas) que estipula dicho modelo. Para el coeficiente D se tomó como referencia el valor $D8$, asociado a las actividades empresariales (servicios), obtenido de la Tabla 7.

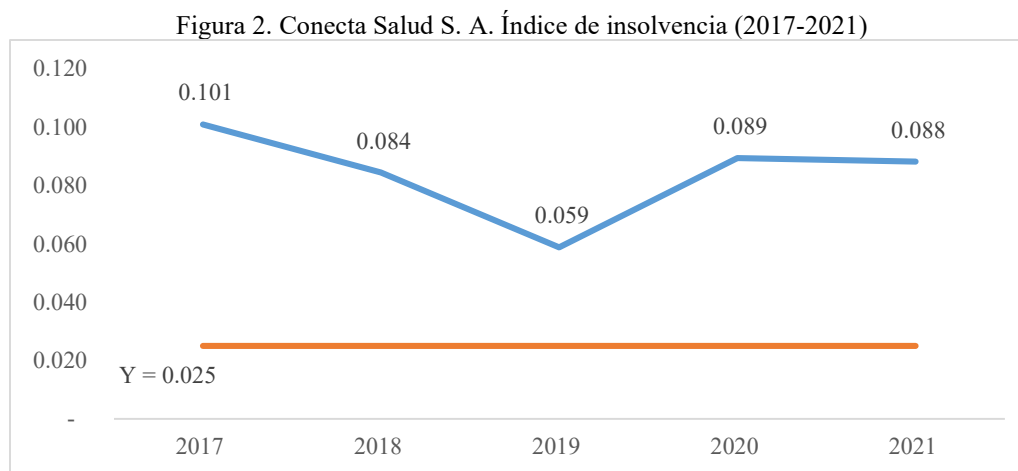
Tabla 8. Conecta Salud S. A. Cálculos financieros a partir del modelo de Martínez (2017-2021)

DATOS	2017	2018	2019	2020	2021
Índice de insolvencia (<i>I</i>)	0,101	0,084	0,059	0,089	0,088
<i>Y*</i> (Límite de insolvencia)	0,025	0,025	0,025	0,025	0,025
Clasificación	Frágil	Frágil	Frágil	Frágil	Frágil
Constante (beta 1)	-1,8279	-1,8279	-1,8279	-1,8279	-1,8279
beta 2	-0,578	-0,578	-0,578	-0,578	-0,578
beta 3	1,669	1,669	1,669	1,669	1,669
beta 4	-11,247	-11,247	-11,247	-11,247	-11,247
beta 5	0	0	0	0	0
<i>D</i>	-1,2029	-1,2029	-1,2029	-1,2029	-1,2029
Utilidad antes de impuestos/Activo	0,22	0,09	0,11	0,07	0,04
PAS. FIN./Activo*	0,32	0,41	0,46	0,62	0,45
Disponible/Activo	0,66	0,54	0,32	0,61	0,58
Disponible/Pasivo corriente	2,07	1,30	0,68	0,99	1,29

* Nivel de endeudamiento financiero.

Fuente: elaboración de los autores a partir de Martínez (2004).

Los resultados muestran que, en todos los años analizados, el índice de insolvencia de la Compañía se mantuvo muy por encima del umbral establecido (0,025), con valores que oscilaron entre 0,059 y 0,101. Esto significa que el modelo identificó una fragilidad constante durante todo el período evaluado [Figura 2].

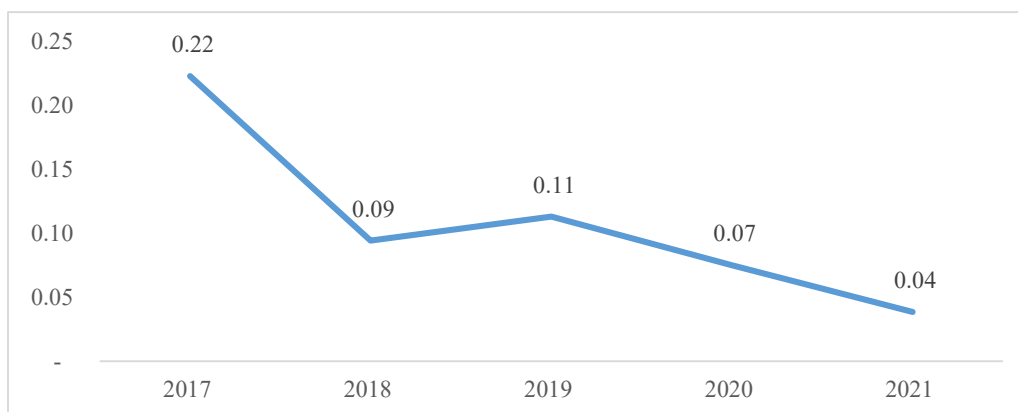


Fuente: elaboración de los autores.

Rentabilidad

La rentabilidad, medida como Utilidad antes de impuestos sobre Activos (UAI/Activos), mostró una reducción progresiva de 0,22 en 2017, a solo 0,04 de 2021, lo que refleja una caída en la capacidad de la Compañía en generar ganancias con sus activos [Figura 3].

Figura 3. Conecta Salud S. A. Indicador de rentabilidad (2017-2021)



Fuente: elaboración de los autores.

Este indicador mide la eficiencia con la que una empresa genera utilidades a partir de sus activos. En el caso de la Compañía, la rentabilidad sufrió una caída drástica durante el período analizado [Tabla 9].

Tabla 9. Conecta Salud S. A. Análisis de resultados de la rentabilidad (2017-2021)

AÑO	RESULTADO	ANÁLISIS
2017	Rentabilidad del 22 %	Buen desempeño en generación de utilidades, reflejando eficiencia operativa.
2018	Rentabilidad del 9 %	Disminución en la eficiencia operativa, posiblemente por mayores costos o menores ingresos.
2019	Rentabilidad del 11 %	Ligera recuperación, pero aún por debajo del nivel de 2017, lo que indica persistencia de dificultades.
2020	Rentabilidad del 7 %	Continuó la tendencia a la baja, lo que sugiere problemas financieros más profundos.
2021	Rentabilidad del 4 %	Punto más crítico, reflejando una crisis en la generación de utilidades y riesgo de insolvencia.

Fuente: elaboración de los autores.

La tendencia descendente de la rentabilidad es un factor crítico en la insolvencia, ya que una empresa con márgenes de utilidad tan reducidos como los que muestra la Tabla 9 tiene mayores dificultades para cubrir sus costos operativos y financieros. La baja rentabilidad impide la acumulación de capital propio y aumenta la dependencia de financiamiento externo, lo que se traduce en un mayor nivel de endeudamiento.

El análisis financiero de la Compañía en el período 2017-2021 muestra que la baja en la rentabilidad neta se explica por diferentes factores relacionados entre sí. Los ingresos netos por ventas crecieron hasta 2020, pero el EBIT (*earnings before interest and taxes*, utilidades antes de intereses e impuestos) cayó abruptamente en 2021, lo que indica que su eficiencia operativa se resintió por el incremento de los costos y los gastos.

El margen bruto se vio afectado porque los costos directos aumentaron a un ritmo mayor que los ingresos, incidiendo en la base de utilidades, mientras que los gastos de venta y de distribución subieron de forma sostenida, lo cual, sumado a la volatilidad de los resultados no operativos, que en 2021 aportaron mucho menos que en los años anteriores, mermó la capacidad de la Compañía para generar ganancias consistentes.

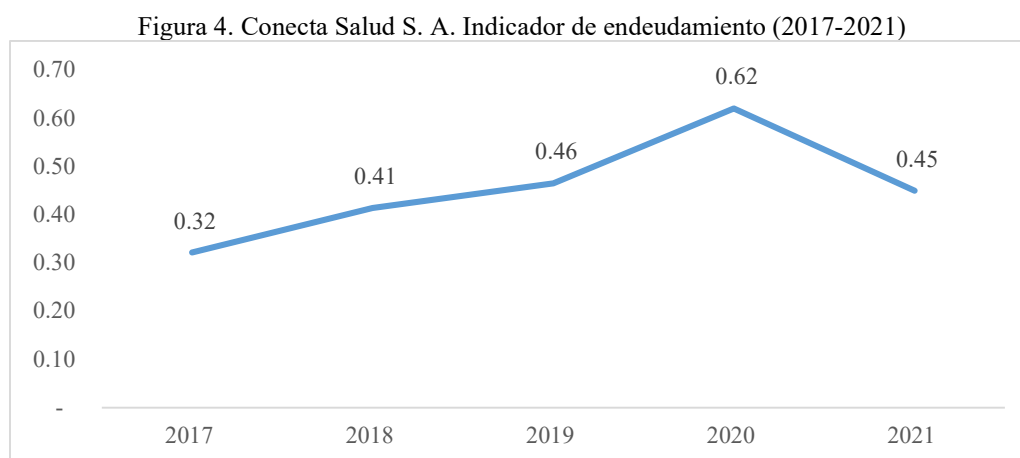
El aumento de los costos y los gastos se debió a la necesidad de actualizar la tecnología y los sistemas de la Compañía para cumplir con las exigencias del sector de la salud, forzándola a invertir en infraestructura y capacitación, y encareciendo así su estructura de costos.

La relación de subordinación con Coomeva implicó que existiesen políticas internas o sinergias que en ciertos momentos le transfirieron mayores cargas a la Compañía y afectaron sus márgenes, mientras que la presión competitiva en el sector la obligó a destinar más recursos en áreas como *marketing*, I + D y mejoras en la calidad para competir en el mercado.

De esta forma, la combinación de inversiones tecnológicas, decisiones estratégicas ligadas a su grupo mayoritario y la necesidad de adaptarse a un entorno cada vez más exigente, fueron factores determinantes para el incremento de los costos y los gastos.

Nivel de endeudamiento

El nivel de endeudamiento financiero (PAS. FIN./Activo) mostró una tendencia creciente hasta 2020, alcanzando un pico del 62 %, lo que sugiere una mayor dependencia de la deuda para financiar sus operaciones [Figura 4].



Fuente: elaboración de los autores.

El nivel de endeudamiento muestra una tendencia creciente en los primeros años analizados, lo que refleja un aumento en la dependencia de fuentes de financiamiento externas [Tabla 10].

Tabla 10. Conecta Salud S. A. Análisis de resultados del nivel de endeudamiento (2017-2021)

AÑO	RESULTADOS	ANÁLISIS
2017	Pasivos financieros/Activos: 32 %	Nivel de endeudamiento moderado, sin riesgo financiero significativo.
2018	Pasivos financieros/Activos: 41 %	Aumento del endeudamiento, reflejando una mayor dependencia del financiamiento externo.
2019	Pasivos financieros/Activos: 46 %	Nivel de deuda elevado, lo que implica mayores costos financieros y riesgos de liquidez.
2020	Pasivos financieros/Activos: 62 %	Punto máximo de endeudamiento, lo que compromete la estabilidad financiera de la Compañía.

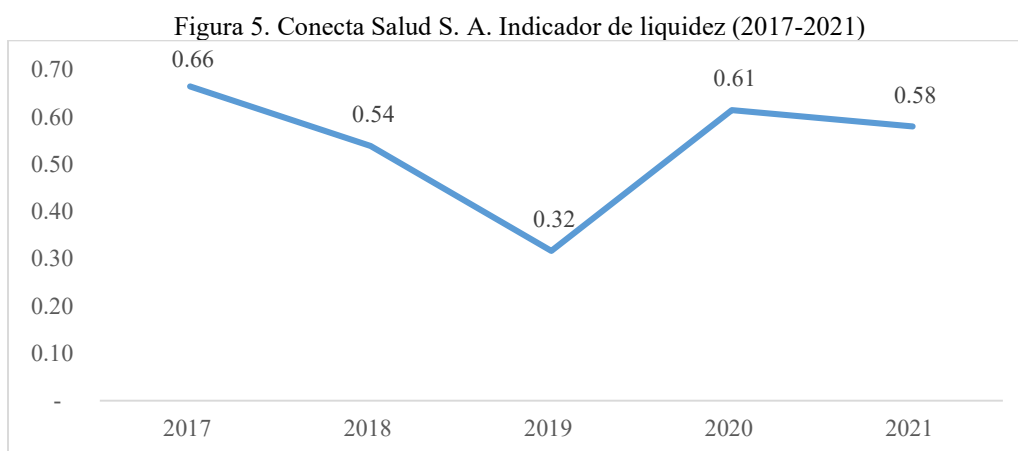
2021	Pasivos financieros/Activos: 45 %	Ligera reducción del endeudamiento, posiblemente por pago de deudas o restricciones en acceso a crédito.
------	--------------------------------------	--

Fuente: elaboración de los autores.

El alto nivel de endeudamiento en 2019 y 2020, combinado con la disminución de la rentabilidad, incrementó la probabilidad de insolvencia. Una empresa con una alta proporción de deuda y una rentabilidad decreciente enfrenta dificultades para cumplir con sus obligaciones financieras, lo que aumenta el riesgo de incumplimiento y la necesidad de reestructuración financiera.

Liquidez

La liquidez, medida a través de la razón Disponible/Activo, varió de 0,66 en 2017 a 0,58 en 2021, con altibajos en los años intermedios, lo que indica fluctuaciones en la capacidad de la Compañía para responder a sus obligaciones inmediatas [Figura 5].



Fuente: elaboración de los autores.

La liquidez es un factor clave para evaluar la capacidad de una empresa para cumplir con sus obligaciones a corto plazo. En el caso de la Compañía, la liquidez muestra un comportamiento fluctuante [Tabla 11].

Tabla 11. Conecta Salud S. A. Análisis de resultados del nivel de liquidez (2017-2021)

AÑO	RESULTADO	ANÁLISIS
2017	Disponible/Activos: 66 %	Alta liquidez, lo que permitía cubrir obligaciones inmediatas sin dificultades.
2018	Disponible/Activos: 54 %	Reducción de la liquidez, posiblemente por uso de efectivo para cubrir costos operativos y financieros.
2019	Disponible/Activos: 32 %	Nivel crítico de liquidez, reflejando dificultades en la reposición de ingresos y mayor presión financiera.
2020	Disponible/Activos: 61 %	Recuperación de la liquidez, posiblemente por medidas de contingencia ante la crisis sanitaria.

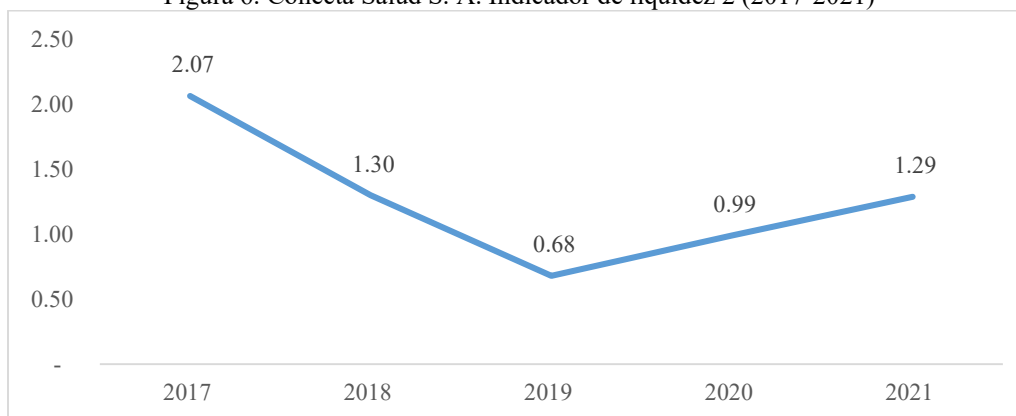
2021	Disponible/Activos: 58 %	Aunque la liquidez seguía en niveles aceptables, la Compañía tenía menos margen de maniobra para su sostenibilidad a mediano plazo.
------	-----------------------------	---

Fuente: elaboración de los autores.

Si bien el nivel de liquidez de la Compañía no fue extremadamente bajo, su volatilidad indica que tuvo dificultades para mantener un flujo de caja estable, lo que puede haber dificultado el pago oportuno de sus pasivos y contribuido a su insolvencia.

Finalmente, la razón Disponible/Pasivo corriente muestra que la Compañía pasó de un nivel de liquidez relativamente alto en 2017 (2,07) a uno más bajo en 2019 (0,68), lo que refleja problemas de liquidez a corto plazo en ciertos períodos [Figura 6].

Figura 6. Conecta Salud S. A. Indicador de liquidez 2 (2017-2021)



Fuente: elaboración de los autores.

Este indicador mide la capacidad de una empresa para cubrir sus pasivos corrientes con su efectivo disponible. Los resultados de la Compañía muestran una tendencia preocupante [Tabla 12].

Tabla 12. Conecta Salud S. A. Análisis de resultados del nivel de liquidez 2 (2017-2021)

AÑO	RESULTADOS	ANÁLISIS
2017	Disponible/Pasivo corriente: 2,07	Sólida capacidad para cubrir obligaciones a corto plazo, sin riesgo de iliquidez.
2018	Disponible/Pasivo corriente: 1,30	Aunque la liquidez disminuyó, aún era suficiente para cubrir las deudas inmediatas.
2019	Disponible/Pasivo corriente: 0,68	Nivel crítico, el efectivo ya no era suficiente para cubrir las obligaciones de corto plazo.
2020	Disponible/Pasivo corriente: 0,99	Ligera recuperación, aunque la Compañía seguía en una zona de riesgo financiero.
2021	Disponible/Pasivo corriente: 1,29	Mayor estabilidad en la liquidez, lo que indica una mejor capacidad de pago de obligaciones inmediatas.

Fuente: elaboración de los autores.

La caída de este indicador en 2019 y 2020 refleja un punto crítico en la fragilidad financiera de la Compañía. La incapacidad de cubrir los pasivos corrientes con efectivo disponible aumentó el riesgo de incumplimiento y la necesidad de recurrir a financiamiento adicional, lo que, sumado a la baja rentabilidad y el alto endeudamiento, reforzó la tendencia hacia la insolvencia.

6. Conclusiones

El modelo de Martínez demostró ser muy eficaz para detectar de forma temprana signos de fragilidad financiera en la Compañía, considerando su lógica centrada en medir indicadores como rentabilidad, endeudamiento y liquidez, y permitió identificar patrones de riesgo antes de que se transformen en problemas irreversibles. Aunque es una herramienta que puede aplicarse a otras empresas del sector de los servicios en Colombia, sobre todo a aquellas que dependen fuertemente del financiamiento externo, su efectividad también dependerá de la calidad de los datos y de los ajustes necesarios para captar las particularidades de cada contexto económico.

El modelo de Martínez brinda una forma práctica de medir la estabilidad financiera en empresas del sector de los servicios, que suelen presentar costos elevados y márgenes que cambian constantemente, tal como se apreció en la Compañía, cuyo margen neto pasó de 9,51 % en 2017 a 0,58 % en 2021, e hizo aún más difícil prever los problemas antes de que fuera tarde. Aplicarlo en otras empresas no solo ayudaría a detectar señales de alerta con el tiempo suficiente para reaccionar, sino que brindaría a sus directivos una herramienta valiosa para ajustar estrategias y evitar caer en un punto de no retorno; porque, si algo es claro, es que muchas empresas no quiebran de la noche a la mañana, sino que van acumulando problemas financieros que, con el análisis adecuado, podrían haberse gestionado de otra manera.

Es importante advertir que la efectividad del modelo de Martínez no es absoluta ni automática, pues depende de la calidad de los datos disponibles y de qué tan bien se ajuste a las particularidades económicas y normativas del país, ya que cada empresa enfrenta desafíos distintos, y un análisis superficial podría llevar a conclusiones erróneas o decisiones mal fundamentadas. Por lo tanto, este modelo ínez podría convertirse en una herramienta útil para detectar problemas financieros antes de que sean inmanejables, permitiendo una mejor gestión del riesgo y facilitando el acceso a financiamiento en condiciones más favorables.

Referencias

- Abubakar, A., Astuti, R., & Oktapiani, R. (2018). Selection of early warning indicator to identify distress in the corporate sector: Crisis prevention strengthening efforts. *Bulletin of Monetary Economics and Banking Bulletin of Monetary Economics and Bank*, 20(3), 1-32. <https://doi.org/10.21098/bemp.v20i3.857>
- Alsina Piró, E. (2022). *Propuesta de un sistema de alerta temprana para empresas en riesgo de insolvencia* [tesis de maestría, Universidad Pontificia Comillas, Madrid]. <https://repositorio.comillas.edu/rest/bitstreams/508068/retrieve>
- Beck, U. (2000). Retorno a la teoría de la Sociedad del Riesgo. *Boletín de la Asociación Española de Geografía, BAGE*, 30, 9-20. <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=1122543>
- Besley, S., & Brigham, E. (2008). *Fundamentos de administración financiera* (14.^a ed.). México: Cengage Learning. https://issuu.com/cengagelatam/docs/besley_issuu_d7e6365df5af78
- Brealey, R., & Myers, S. (1998). *Fundamentos de financiación empresarial*. México: McGraw-Hill.
- Brigham, E. (2001). *Fundamentos de administración financiera*. México: McGraw-Hill.
- Colombia, Superintendencia de Sociedades. (2012). *Causas de la insolvencia empresarial*. <https://www.supersociedades.gov.co/documents/20122/532822/Causas+de+la+Insolvencia+Colombia.pdf/7143a62a-5367-9110-c9e7-b67beef81b6c?t=1661785234574>
- Correa, A. (2023). Predicting business bankruptcy in Colombian SMEs: a machine learning approach. *Journal of International Commerce, Economics and Policy*, 14(3), 1-21. <https://doi.org/10.1142/S1793993323500278>
- Cuberos Gómez, G. (2005). Insolvencia: evolución de un concepto. *Revista de Derecho Privado*, 34, 27-54. <https://www.redalyc.org/pdf/3600/360033182002.pdf>
- Franco, Y. (2023). Machine learning aplicado a dificultades financieras y quiebra empresarial: una revisión de literatura. En J. Martínez (coord.), *Avances en investigación científica, Tomo IV* (pp. 277-329). Cali: Corporación Universitaria Autónoma de Nariño. <http://www.doi.org/10.47666/avances.inv.4>
- Guo, L., & Zhao, Y. (2021). Research and verification analysis on early warning model through support vector machine algorithm. *IEEE International Conference on Electronic Technology, Communication and Information (ICETCI)*, 2011-213. <https://ieeexplore.ieee.org/document/9563374>
- Hernández, M., Holmes, P., & Wilson, N. (2018). Polytomous response financial distress models: the role of accounting, market and macroeconomic variables. *International Review of Financial Analysis*, 59, 276-289. <https://doi.org/10.1016/j.irfa.2018.03.017>
- Ibarra Mares, A. (2001). *Análisis de las dificultades financieras de las empresas en una economía emergente* [tesis doctoral, Universidad Autónoma de Barcelona, Barcelona]. <https://ddd.uab.cat/record/38524>

- Kaczmarek, J. (2012). Construction elements of bankruptcy prediction models in multi-dimensional early warning systems. *Polish Journal of Management Studies*, 5, 136-149. <https://oaji.net/articles/2014/1384-1415183942.pdf>
- Kitowski, J., Kowal-Pawul, A., & Lichota, W. (2022). Identifying symptoms of bankruptcy risk based on bankruptcy prediction models. A case study of Poland. *Sustainability*, 14(3), 1-18. <https://doi.org/10.3390/su14031416>
- Knight, J. (1998). *Gestión basada en el valor*. México: McGraw-Hill.
- Koprinarov, B. (2005). El riesgo empresarial y su gestión. *Analítica* [blog]. <https://www.analitica.com/economia/el-riesgo-empresarial-y-su-gestion-2/>
- Lavell, A. (2000). *Sobre la gestión del riesgo: apuntes hacia una definición*. León, Nicaragua: Universidad Nacional Autónoma de Nicaragua. <https://desastres.unanleon.edu.ni/pdf/2004/mayo/pdf/SPA/DOC15036/doc15036-contenido.pdf>
- Leiva García, A., Pescador Castaño, H. de J., & Vélez Agudelo, J. P. (2021). *Leyes de insolvencia empresarial como alternativa para reactivar la economía en Colombia*. Pereira: Fundación Universitaria del Área Andina. https://redcol.minciencias.gov.co/Record/RAreandin2_6cbbd063a7d5410240c055e16f88b039/Details
- Li, L. (2023). *Simulation of enterprise financial risk early warning model based on deep learning algorithm* [ponencia]. 5th International Conference on Decision Science & Management (ICDSM), 158-162. DOI: 10.1109/ICDSM59373.2023.00041
- Ludeña Dávila, M. K., & Tonon Ordóñez, L. B. (2021). Calculando el riesgo de insolvencia: de los métodos tradicionales a las redes neuronales artificiales. Una revisión de literatura. *INNOVA Research Journal*, 6(3), 270-287. <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=8226196>
- Martínez, Ó. (2004). *Determinantes de fragilidad en las empresas colombianas*. Bogotá: Banco de la República. <https://www.banrep.gov.co/sites/default/files/publicaciones/pdfs/borra259.pdf>
- Mejía Quijano, R. C., Núñez Patiño, M. A., & Martins, I. (2017). *Administración de riesgos empresariales en Colombia, México y Argentina*. Medellín: Fondo Editorial Universidad EAFIT. https://repository.eafit.edu.co/bitstream/handle/10784/11721/administracion_riesgos_empresariales_colombia_mexico_argentina.pdf?sequence=1&isAllowed=y
- Mures Quintana, M. J., & García Gallego, A. (2004). Factores determinantes del fracaso empresarial en Castilla y León. *Revista de Economía y Empresa*, 21(51), 95-115. <http://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=1976597>
- Navarro Galera, A., Gómez Miranda, M. E., Lara Rubio, J., & Buendía Carrillo, D. (2024). Empirical research to identify early warning indicators of insolvency in small and medium-sized enterprises (SMEs). *Revista de Contabilidad*, 27(2), 344-356. <https://revistas.um.es/rccsar/article/view/554181/365401>

- Ovalle Pulido, Ó. I., & Heredia Lozano, I. D. (2014). *Predicción de insolvencia empresarial en Colombia* [tesis de maestría, Colegio de Estudios Superiores de Administración, CESA, Bogotá].
<https://repository.cesa.edu.co/bitstream/handle/10726/1416/TMF00324.pdf?sequence=1&isAllowed=y>
- Pernaut, M., & Ortiz, E. (2015). *Introducción a la teoría económica* (5.^a ed.). Caracas: Universidad Católica Andrés Bello. <https://ancevenezuela.org.ve/wp-content/uploads/2022/10/INTROD-A-LA-TEOR-ECON.-21-9-1.pdf>
- Pozuelo, J., Labatut, G., & Veres, E. (2010). Análisis descriptivo de los procesos de fracaso empresarial en las microempresas de la comunidad valenciana mediante técnicas multivariantes. *Revista Europea de Dirección y Economía de la Empresa*, 19(3), 47-66. <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=3341024>
- Quiceno, J. C. (2024). En 2023, las empresas presentaron más solicitudes de insolvencia que en pandemia. *La República*. <https://www.larepublica.co/empresas/se-presentaron-mas-solicitudes-de-insolvencia-empresarial-en-2023-que-en-pandemia-3866177>
- Rivera Rodríguez, H. A. (2010). *Éxito, fracaso y entrepreneurship*. Bogotá: Universidad del Rosario. <https://repository.urosario.edu.co/server/api/core/bitstreams/9edb70b0-3f69-4a1d-9285-924682208010/content>
- Rosillo, J. (2002). Modelo de predicción de quiebras de las empresas colombianas. *Innovar*, 1(19), 109-124. <https://revistas.unal.edu.co/index.php/innovar/article/view/23959>
- Sewpersadh, N. (2020). K-score categorisation of JSE listed sectors under the financial distress continuum theory: a quantitative approach. *Cogent Economics & Finance*, 8, 1-16. <https://doi.org/10.1080/23322039.2020.1748969>
- Sordo Sierpe, J. I., Del Río Merino, M., Pérez Raposo, Á., & Vitiello, V. (2021). Random forest algorithms as early warning tools for the prediction of insolvencies in construction companies. *Anales de Edificación*, 7(1), 9-18. https://polired.upm.es/index.php/anales_de_edificacion/article/view/4766/4951
- Tarapuez Chamorro, E., Zapata Erazo, J. A., & Agreda Montenegro, E. (2008). Knight y sus aportes a la teoría del emprendedor. *Revista Estudios Gerenciales*, 24(106), 83-98. <http://www.scielo.org.co/pdf/eg/v24n106/v24n106a05.pdf>
- Urizar Monzón, R. E. (2023). La predicción de la quiebra empresarial: una revisión del modelo de Edward Altman. *Revista Ciencia Multidisciplinaria, CUNORI*, 7(1), 87-99. <https://revistacunori.com/index.php/cunori/article/view/210/252>
- Vega Mayáns, L. (2012). *Estudio de la insolvencia* [tesis de maestría, Universidad de Oviedo, Oviedo].
<https://digibuo.uniovi.es/dspace/bitstream/handle/10651/4305/TFM.%20Loreto%20Vega%20Mayans.pdf;jsessionid=E18B7DB1AD6F07621FB888C56192DB6E?sequence=6>
- Vélez Pareja, I. (2003). *Decisiones empresariales bajo riesgo e incertidumbre*. Bogotá: Norma.

- Walteros Zarta, M. M. (2018). *Modelo de predicción de insolvencia en el sector comercio de Bogotá* [tesis de pregrado, Universidad Piloto de Colombia, Bogotá]. <http://repository.unipiloto.edu.co/handle/20.500.12277/9979>
- Wei, H., & Wang, X. (2024). Financial risk management early-warning model for Chinese enterprises. *Journal of Risk and Financial Management*, 17(7), 1-28. <https://doi.org/10.3390/jrfm17070255>